

相似度优化的无线传感器网络移动节点定位*

刘志华¹, 息珍珍², 陈嘉兴², 张健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)

通讯作者: 陈嘉兴, E-mail: xinghuo2815@163.com

摘要: 针对无线传感器网络中移动节点的定位特性, 提出了一种利用序列相似度改进的蒙特卡洛定位算法. 该算法先利用各信标节点的信号强度值对移动节点初定位, 优化原算法的采样区域. 同时将信号值存储为目标序列, 通过比较信标节点和样本点间序列与目标序列的相似度过滤样本点, 并以相似度值作为加权标准计算移动节点坐标. 仿真结果表明, 与其他算法相比, 在不同的信标节点密度下, 定位误差减少了 1%~10%, 在不同的节点最大移动速度的情况下, 定位误差减少了 30%~40%.

关键词: 无线传感器网络; 移动节点; 蒙特卡洛定位算法; 相似度; 权值

中文引用格式: 刘志华, 息珍珍, 陈嘉兴, 张健. 相似度优化的无线传感器网络移动节点定位. 软件学报, 2013, 24(Suppl. (1)): 16-23. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/13003.htm>

英文引用格式: Liu ZH, Xi ZZ, Chen JX, Zhang J. Localization optimized by similarity for WSN mobile nodes. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(Suppl. (1)): 16-23 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/13003.htm>

Localization Optimized by Similarity for WSN Mobile Nodes

LIU Zhi-Hua¹, XI Zhen-Zhen², CHEN Jia-Xing², ZHANG Jian²

¹(College of Information Technical, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

²(Mathematics & Information Science College, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050024, China)

Corresponding author: CHEN Jia-Xing, E-mail: xinghuo2815@163.com

Abstract: One of the most crucial tasks in wireless sensor networks (WSN) is to determine the locations of sensory nodes as they may not all be equipped with GPS receivers. In this paper, an improved algorithm called Monte Carlo localization weighted by similarity (MCWS) is proposed. MCWS optimizes the sampling area of Monte Carlo localization (MCL) by adopting the mobile node's location based on the received signal strength indicator (RSSI) as the new sampling center. The signal values are stored as a target sequence, and by comparing the similarity between samples' sequences and the target sequence, samples can be filtered. Also the similarity values are used as the weighted standards to calculate coordinate of the mobile node. Extensive simulation results confirm that the new localization approach outperforms other MCL algorithms. The MCWS algorithm reduces the localization error by 1%~10% under different density of beacon nodes and by 30%~40% under different maximum speed of mobile nodes, respectively.

Key words: wireless sensor networks (WSNs); mobile node; Monte Carlo localization; similarity; weight

无线传感器网络(wireless sensor networks, 简称 WSNs)中移动节点定位广泛地应用于环境监测、物流管理、动物跟踪及外层空间探索等领域, 近年来为众多学者所关注^[1-3]. 然而考虑到成本、使用场合等诸多限制因素, 采用人工配置方式输入移动节点的位置信息或为所有移动节点安装 GPS 接收器是不可行的. 更加合理的解决办法是, 让一部分传感器节点通过配备 GPS 得到自身确切的位置坐标信息, 这些节点称为信标节点; 其余不带位置信息的节点(未知节点)通过与信标节点的通信来估计自身的位置, 节点利用自身资源实现自定位是解决问题

* 基金项目: 国家自然科学基金(61071128, 61271125); 河北省自然科学基金(F2013205084); 河北省教育厅青年基金(Q2012124)

收稿时间: 2013-05-02; 定稿时间: 2013-08-22

的最佳途径^[1-3].

近年来,国内外学者对无线传感器网络移动节点的定位问题都进行了大量的研究,定位算法可以分为以下几类:信标节点和未知节点都移动的算法,如 MCVD^[3],SMCL^[4]等,主要应用在对野生动物的跟踪研究等方面,例如为少部分麋鹿配置有定位系统的信标节点,其余的麋鹿只配备了未知节点,所有节点和麋鹿一起运动.未知节点移动但信标节点静止的算法有 MWSNS^[5],MCB^[6],SALMN^[7],M-chan^[8]等,这种传感器网络应用较为广泛,例如物流中对移动目标的跟踪、定位等.未知节点静止、信标节点移动的算法主要有 MA-MCL^[9],MSL^[10],ADO^[11]等,这类算法可应用于对某区域的监测,在区域内投放大量未知节点,把少部分信标节点安装在可自行移动的某些机械上,未知节点通过与信标节点通信来自定位^[12].本文重点研究未知节点移动、信标节点静止的无线传感器网络节点定位算法.

Hu 等人提出了应用于 WSN 移动节点定位中经典的蒙特卡洛定位方法(Monte Carlo localization,简称 MCL)^[13],算法实现简单,可有效定位移动节点.算法的核心思想是通过预测采样、过滤得到一组样本,对样本加权来表示移动节点的位置,但该算法采样区域过大,且权值分配上并未考虑不同样本点对移动节点位置估计作用的不同,使得定位精度不高.蒙特卡洛箱(MCB)^[7]算法通过建立 1 跳和 2 跳信标节点的通信范围与 MCL 采样区域的交集增大了有效采样区域,但需要传输 2 跳范围内节点的所有样本信息,增大了通信开销.近年来,国内外学者提出了多种 MCL 类改进算法,有 SMCL^[4],MA-MCL^[9],MSL^[10],WLS^[11],RMCL^[14],WCentriod-M^[15]等,其中的一些算法结合了 RSSI(received signal strength indicator)测距信息定位,如:WLS 改变了 RSSI 模型中的路径损耗参数,并结合最大似然估计、最小二乘法得出未知节点的位置^[11].RMCL 将 MCL 的采样范围缩小为以 1 跳和 2 跳信标节点为中心、以 RSSI 的测距 d_{ii} 和通信半径 r 的最小值为半径的所有方形区域的交叠部分作为采样区域^[14].加权质心的移动节点定位算法(WCentriod-M)将时间分为若干个时间窗,并利用 RSSI 作为加权因子^[15].但这些算法大都延续 MCL,MCB 算法的过滤条件,因此普遍存在对信标节点密度较敏感、算法时空复杂度高、定位精度不够理想的缺陷.

基于上述分析,本文提出了一种借助 RSSI 定位作为预测采样圆心,同时利用相似度过滤、加权样本点优化的 MCL 移动节点定位算法 MCWS(Monte Carlo localization weighted by similarity).新算法不需要额外的硬件,具有定位精度高、算法复杂度低等特点.

本文主要贡献如下:① 新算法优化了原 MCL 的预测采样区域,提出了以更接近移动节点真实位置的 RSSI 射频定位为圆心,以定位误差的 2 倍为半径的圆作为新的采样区域,实验验证该圆内包含更多的接近移动节点真实位置的样本点.② 提出了序列相似度的概念,改进了 MCL 的过滤方法.通过比较移动节点接收到的信标节点的 RSSI 序列值与样本点与信标节点的距离序列之间的相似度,过滤出样本点.③ 采用加权样本点的思想,改进了传统质心算法对信标节点加权,从而解决了因信标节点数减少而无法定位或定位不精的问题.④ 以相似度值作为加权标准,改进了单纯以 RSSI 比值或以样本均值作为权值的局限性,减少了定位对 RSSI 值不确定性的依赖,使得算法误差减少.

1 蒙特卡洛 MCL,MCB 定位算法

定位场景中部署了少量位置固定的信标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为 l_t ,则 1 跳和 2 跳信标节点集分别定义为^[7]

$$S_1 = \{s_1 | d(l_t, s_1) \leq r\}, S_2 = \{s_2 | \forall s_1 \in S_1 \wedge d(s_2, s_1) \leq r \wedge s_2 \notin S_1\} \quad (1)$$

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.在图 1 中, $s_1^i, s_2^i (i=1, 2, \dots)$ 分别表示 1 跳和 2 跳信标节点.

MCL 算法核心思想分为预测、滤波两个阶段.取初始样本集合 $L_0 = \{l_0^1, l_0^2, \dots, l_0^N\}$, N 表示样本点个数.每经过一个离散时间间隔,移动节点重定位 1 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,如图 1 所示黑色虚线圆内.过滤阶段,算法根据当前时刻收到的 1 跳和 2 跳信标节点的位置信息把不符合条件的样本过滤掉,过滤后样本区域如图 2 阴影区域所示.过滤条件为^[13]

$$filter(B) = (\forall s_1 \in S_1, d(B, s_1) \leq r) \wedge (\forall s_2 \in S_2, r \leq d(B, s_2) \leq 2) \quad (2)$$

MCB 算法以 1 跳和 2 跳信标节点为中心形成的方形交叠区域作为新的预测区域, 设 x_k, y_k 分别表示 k 点的横、纵坐标, 则预测采样区域如图 1 中黑色矩形区域所示, 可表示为^[7]

$$predict(A') = (\forall node \in A', \forall s_1 \in S_1, \forall s_2 \in S_2, (|x_{node} - x_{s_1}| \leq \min(r, v_{max})) \wedge (|y_{node} - y_{s_1}| \leq \min(r, v_{max}) \wedge (|x_{node} - x_{s_2}| \leq 2 \min(r, v_{max})) \wedge (|y_{node} - y_{s_2}| \leq 2 \min(r, v_{max})))) \quad (3)$$

MCB 算法的过滤条件仍为式(2), 过滤后样本区域可如图 2 中黑色不规则矩形区域所示。

但过滤条件式(2)仅从 t 时刻能否收到信标节点的信号角度来过滤样本点, 并未以信号值大小对样本点加以区分. 如图 2 阴影区域和黑色不规则矩形区域所示, 虽包含移动节点真实位置 L_t , 但由于样本所在区域过大, 同时未进一步区分过滤后的样本点, 只以样本均值表示移动节点位置估计, 因此定位精度不高. 并且, MCL, MCB 算法和近年来提出的加权质心算法 WCentriod-M 都过多地依赖 1 跳或 2 跳信标节点, 算法需要传输 2 跳范围内节点的所有样本信息, 增大了通信开销. 针对以上问题, 本文提出了相似度加权样本点的移动节点定位新算法 (MCWS), 本算法只利用 1 跳信标节点信息, 通过计算移动节点与样本点间的距离序列和移动节点与信标节点间的 RSSI 值序列之间的相似度, 对样本点排序并过滤, 同时以相似度为标准赋予权值, 从而得出移动节点较优的位置估计.

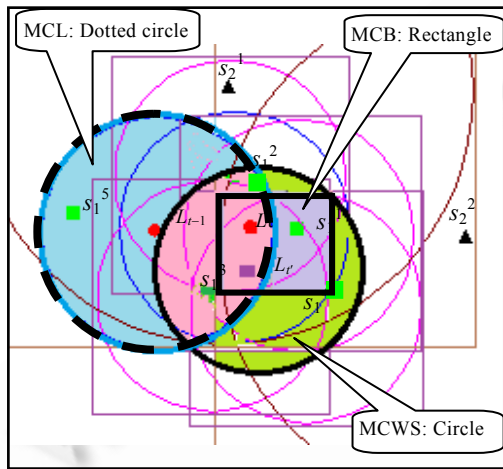


Fig.1 Comparison of the prediction

图 1 预测区域比较图

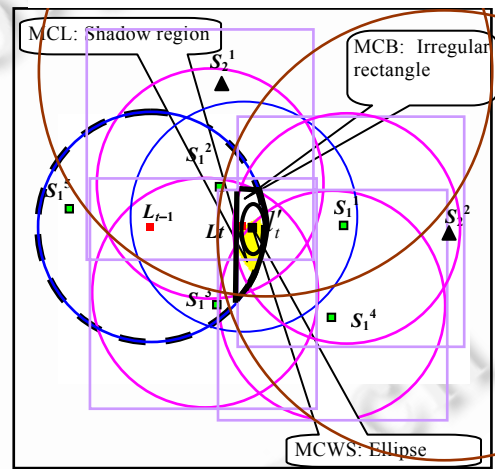


Fig.2 Comparison of the filtering

图 2 过滤区域比较图

2 改进的新算法 MCWS

2.1 预测采样

在 WSN 中, 节点利用 RSSI 信号值, 已知发射功率, 并在接收节点测量接收功率, 以此来计算传播损耗, 使用理论或经验的信号传播模型可将传播损耗转化为距离, 通过三边法等算法确定节点的位置坐标, 称为射频定位技术^[3]. 因节点本身具有无线通信能力, 故其是一种低功率、廉价的测距技术, 不需要额外增加太多的硬件.

MCL 算法中预测采样区域是以 L_{t-1} 为圆心、 v_{max} 为半径的圆, 因此大量样本都集中在 L_{t-1} 附近, 造成对 t 时刻的位置 L_t 的估计不够理想. MCB 算法在 1 跳和 2 跳信标节点交叠的矩形区域内采样, 算法复杂度高. 而 MCWS 利用 t 时刻接收到的 3 个 1 跳信标节点的 RSSI 信号值先对移动节点进行射频定位, 设射频定位的位置为 l_t , 射频定位的误差为 e , 已知移动节点的真实位置分布在以 l_t 为圆心、以 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并增大有效采样范围, 新算法 MCWS 采取以 l_t 为圆心、以 $2e$ 为半径的圆作为预测采样区域:

$$\text{predict}(A^n) = (\forall \text{node} \in A^n, d(\text{node}, l_i) \leq 2) \quad (4)$$

如图 1 所示,虚线圆内为 MCL 预测采样区域,实线圆内为 MCWS 的预测采样区域,矩形内为 MCB 的预测采样区域.

2.2 过滤

对预测区域中采集的样本点过滤,MCWS 采用求 RSSI 信号值序列与样本点距离序列相似度的方法,筛选样本点.设移动节点 l_i 有 n_1 个 1 跳信标节点 $s_1^i(x_i, y_i)$,序列 $R^i = \{r_1^i, r_2^i, \dots, r_{n_1}^i\}$, r_i^i 表示 l_i 接收到的第 i 个信标节点 $s_1^i (i=1, 2, \dots, n_1)$ 的 RSSI 信号值,序列 $D^k = \{d_1^k, d_2^k, \dots, d_{n_1}^k\}$, d_r^k 表示采样区域的样本点 k 到 s_1^i 的距离值,则样本点 k 和 l_i 的序列相似度 $\text{Sim}_{R^i D^k}$ 定义为

$$\text{Sim}_{R^i D^k} = \left(\sum_{i=1}^{n_1} (r_i^i - d_i^k)^2 \right)^{-1} \quad (5)$$

由于信标节点的位置已知,在预测采样区域随机选取样本点也可通过随机指定坐标的方式,因此可以求出它们之间的距离. l_i 接收到的第 i 个信标节点 $s_1^i (i=1, 2, \dots, n_1)$ 的 RSSI 信号值大小和 l_i 与 s_1^i 的距离正相关^[2],因此,越接近真实位置 l_i 的样本点,与信标节点间的距离序列越相关于 l_i 与信标节点间的信号序列,即两个序列元素间的平方差之和越小,相似度值越大.由式(6)可见,相似度值越大,说明样本点 k 离 l_i 越近,对不同的定位精度可由式(5)求出相似度的阈值对样本点过滤.设样本点 k 的坐标为 (x, y) ,相似度阈值为 $1/\lambda$,则过滤条件为

$$\sum_{i=1}^n (r_i^i - \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2})^2 \leq \lambda \quad (6)$$

由于 RSSI 射频定位存在误差的影响,MCWS 最终过滤后的样本区域为不规则的圆形区域,图 2 中椭圆区域表示 MCWS 过滤后样本所在区域.为了进一步说明相似度过滤样本点的过程,下面再以图 3 为例,设 l_i 接收到的信标节点 $s_1^i (i=1, 2, 3)$ 的信号值序列为 $R^i = \{5, 3, 10\}$,样本点 a, c 到 $s_1^i (i=1, 2, 3)$ 的距离序列分别为 $D^a = \{5, 7, 9\}$ 和 $D^c = \{3, 11, 10\}$,由公式(5)可得样本点 a, c 相对于 l_i 的相似度分别为 $1/17$ 和 $1/68$,说明样本点 a 离 l_i 更近些,此时若取 $\lambda=50$,则由式(6)可知,因为 $17 < 50$,所以保留样本点 a ,过滤掉样本点 c .

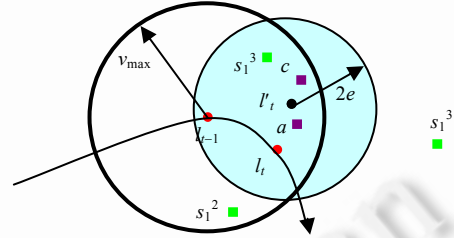


Fig.3 Samples are filtered by similarity
图 3 相似度过滤样本点

2.3 权重计算

MCL, MCB 算法对过滤后的样本点赋予相同的权值来估计移动节点位置,在权值的分配上并未考虑信标信号值对样本点作用的影响.若信号值小的区域样本点较多,则移动节点的估计位置就会远离真实位置,造成较大的误差.本文利用相似度阈值,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,称为参考样本点,并把其对应的相似度归一化后作为权值来计算移动节点坐标,有效地减少了定位误差且降低了算法对信标节点的敏感度,解决了因信标节点数减少而无法定位或定位不精的问题.

把 ω 个样本点作为质心,突破传统三边质心法,改为 ω 边质心法,其中 ω 值依赖于实验结果,射频定位误差不同, ω 值也有所不同(见后文仿真分析).权值归一化后,第 i 个样本点的权值为

$$\phi_i = \frac{\text{Sim}_{R^i D^i}}{\sum_{i=1}^{\omega} \text{Sim}_{R^i D^i}} \quad (7)$$

预测 t 时刻移动节点的坐标为

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^{\omega} x_i \phi_i, \quad \hat{y} = \sum_{i=1}^{\omega} y_i \phi_i \quad (8)$$

2.4 算法步骤

MCWS 算法的基本思想是:首先以更接近 l_t 的射频定位位置 l_t 为圆心,在以 RSSI 射频定位误差的 2 倍, $2e$ 为半径的圆内预测采样,利用序列相似度对样本点过滤,对其排序求出相似度值较大的 ω 个样本点及保留相似度的值,以这 ω 个相似度值计算移动节点的定位坐标.具体算法如下(MCWS 算法伪代码如图 4 所示):

- 步骤 1. 算法初始化;
- 步骤 2. 收集 t 时刻移动节点接收的 1 跳信标节点的坐标与 RSSI 值,并对信标节点排序,生成 RSSI 信号值序列,存储为目标序列;
- 步骤 3. 设移动节点 t 时刻的射频定位为 l_t ,以 l_t 为圆心,在以 $2e$ 为半径的圆内随机采样 N 次;
- 步骤 4. 生成各样本点与信标节点间的距离序列,利用公式(5)得到 N 个与目标序列间的序列相似度值;
- 步骤 5. 对步骤 4 中的相似度值排序过滤,求出相似度值较大的 ω 个样本点对应的相似度值,利用公式(7)赋权值;
- 步骤 6. 由公式(8)计算移动节点的最终坐标.

2.5 算法复杂度分析

MCL 和 MCB 算法的时间和空间主要损耗在从信标节点中筛选 1 跳和 2 跳信标节点和计算各样本点与 1 跳和 2 跳信标节点之间的距离上.设定位区域有 n 个信标节点,其中 1 跳和 2 跳信标节点分别为 n_1 和 n_2 个 ($n_1+n_2 < n$),随机采样 N 次,则 MCL 和 MCB 算法的时间和空间复杂度均为 $O(nn_1^N n_2^N)$.MCWS 算法的时间主要损耗在寻找 1 跳信标节点计算样本的相似度值与搜寻最近的 m 个相似度值上,因此 MCWS 算法的时间复杂度和空间复杂度为 $O(nn_1^N N!)$.新算法适合于计算精度要求较高而计算复杂度作为次要考虑因素的情况.

- ① random arrangement area; /定位区域/
- ② store the RSSI sequence $\{r_1^t, r_2^t, \dots, r_n^t\}$ of the mobile node; /RSSI射频定位/
- ③ $e = \text{sqr}t((x-x')^2 + (y-y')^2)$; /射频定位误差/
- ④ $xyang(k) = \text{unifrnd}(x'-2 \times e, x'+2 \times e, 1, N)$;
 $yyang(k) = \text{unifrnd}(y'-2 \times e, y'+2 \times e, 1, N)$; /在定位区域内随机采样 N 次,并返回样本点的横纵坐标/
- ⑤ {For $i=1:n_1$ $d^k = |xyang(k) - s_i^t|$ }; /计算样本点 k 到信标节点 s_i^t ($i=1, 2, \dots, n_1$) 的距离/
- ⑥ {For $i=1:N$ / N 为样本点个数/
{For $j=1:n_1$ / n_1 为 1 跳信标节点个数/
 $Sim_{R^t D^k} = \left(\sum_{i=1}^{n_1} (r_i^t - d_i^k)^2 \right)^{-1}$ } } /求所有样本点的距离序列和目标序列间的相似度值/
- ⑦ $B = \text{sort}(Sim)$; /对相似度排序/
- ⑧ {For $k=1:\omega$
 $By(k) = B(k)$ }; /提取最大的 ω 个相似度值/
- ⑨ return($xyang(k), yyang(k)$) $k < \omega$; /返回这 ω 个相似度对应的样本点/

Fig.4 Description of MCWS

图 4 MCWS 算法描述

3 仿真与分析

本文使用 Matlab7.11 进行仿真实验,设在 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的不包含任何障碍物的方形区域内随机分布传感器节点 320 个,其中信标节点 48 个.通信半径 r 设定为 10m,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,设 M 表示仿真实验的次数,则单一移动节点的定位误差采用下式来计算^[6]:

$$\text{Localization Error} = \frac{\sum_{i=1}^M \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}}{M} \quad (9)$$

其中, (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 $M=100$.

图 5 比较了本文提出的 MCWS 算法与其他算法在不同的信标节点密度下的定位误差,设 $e=15\%$, $v_{max}=2$. 信标节点密度是指在 1 跳通信范围内的平均信标点数,用 S_d 表示. 设仿真区域面积为 R ,其中 1 跳信标节点数为 n_1 , 则信标节点密度为 $S_d=(\pi r^2)n_1/R^{[3]}$. 本文实验取信标节点密度在 0.5~4 之间,对应信标节点取 16~128 个. 可以看出,随着信标节点密度的增大, WCentriod-M, MCL 和 MCB 算法的定位误差都在减小,而 MCWS 基本不受信标节点密度的影响,误差趋于平稳且低于其他 3 种算法. 当信标节点密度增大时, MCL 和 MCB 都因能收到更多信标节点的信息来过滤不可能的样本点,因而降低了定位误差. MCB 由于缩小了预测采样范围,因此定位误差小于 MCL 算法. 而 WCentriod-M 算法定位时对信标节点的依赖程度最大,随着信标节点的增多,定位精度下降约 11%. 当 $S_d=4$ 时, WCentriod-M 算法误差略低于 MCWS,但整体看,远不如 MCWS 算法稳定.

由图 6 可见, MCWS 算法的平均定位误差随着预测采样的样本数的增多而不断下降,误差降低的速度随样本数增多呈下降的趋势,当样本数超过 350 时,误差降低速度趋于平稳. 其原因是样本点的大量增加,会使得移动节点周围的样本点间距离变小,误差下降就不明显了. 仿真时,假设 $e=15\%$, $v_{max}=2$.

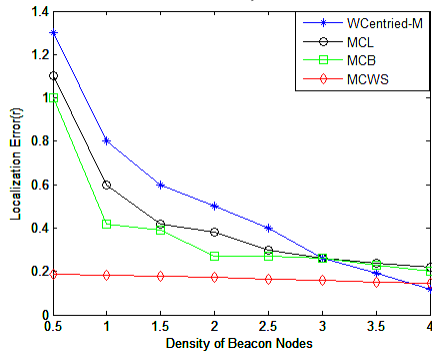


Fig.5 Density of beacon nodes vs. localization error

图 5 信标节点密度与定位误差

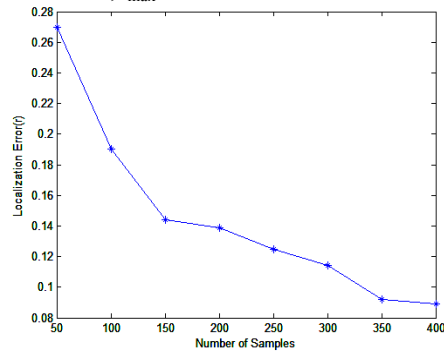


Fig.6 Number of samples vs. localization error

图 6 样本点个数与定位误差

图 7 比较了 MCWS 和 MCB, MCL 算法在不同的移动节点最大速度下定位误差的变化情况, 设 $e=15\%$, 可以看出, 虽然随着最大速度的提高, 3 种算法误差均略有增大, 但 MCWS 算法的误差始终保持最小.

由图 8 可以看出, 参考样本数 ω 对误差也有一定的影响. 假设 $e=15\%$, $v_{max}=2$, 当预测采样数为 200 时, 误差随着 ω 的增加先变小后增大, ω 为 8 时误差最小. ω 较小时, 移动节点周围样本点较稀疏, 随着 ω 的增大, 样本点越来越密集, 误差逐渐减少, 但当 ω 值大于某个阈值后, 增加了一些离移动节点较远的样本点, 造成误差逐渐增大.

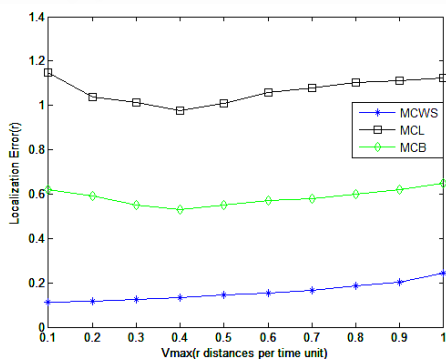


Fig.7 Maximum speed of the mobile node vs. localization error

图 7 移动节点最大速度与定位误差

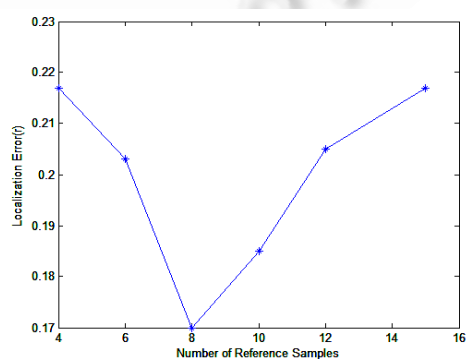


Fig.8 Number of reference samples vs. localization error

图 8 参考样本点数与定位误差

由图 9(a)可见, RSSI 射频定位误差决定式(6)中过滤区域的大小, 随着射频定位误差 e 的增大, 采样区域增大, 相似度阈值增大, 同时参照样本点数 ω 也会增大. RSSI 射频定位误差受反射、非视线、天线增益等影响, e 在

10%~30%之间变化^[1].图 9(b)表示的是随着 e 的增大, ω 的选取与最终算法误差之间的关系.图 9(c)从整体上反映了 MCWS 的误差依赖于 RSSI 射频定位误差,因为射频定位越准确,MCWS 选取的样本点就越靠近于真实位置,算法误差也越小.

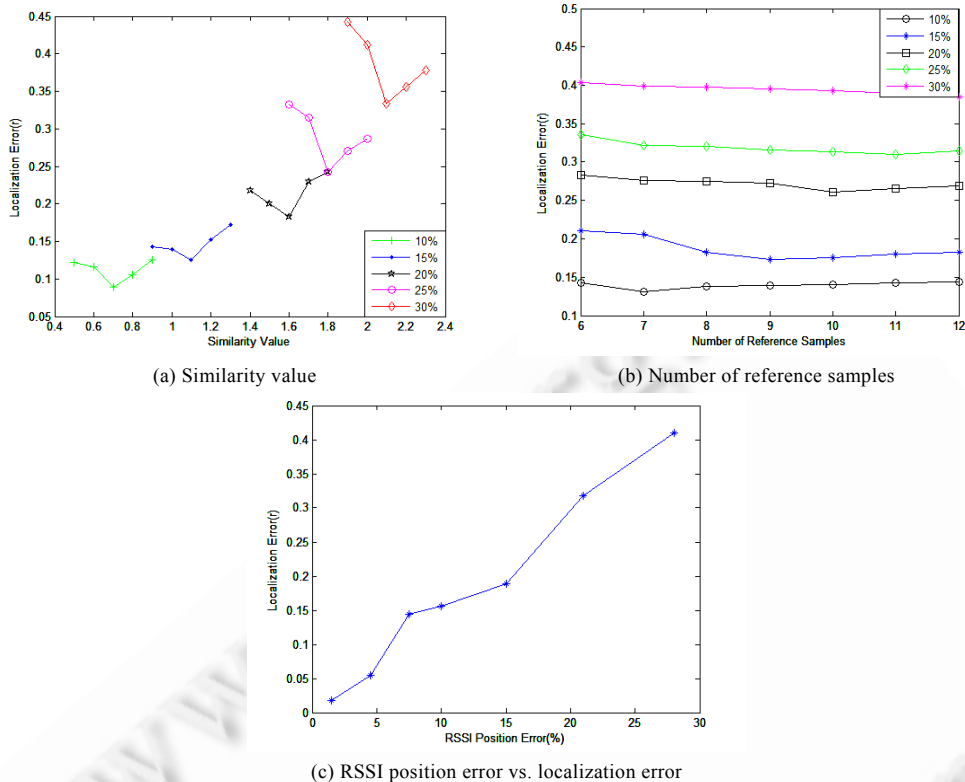


Fig.9 Performance comparison of different RSSI position errors

图 9 不同 RSSI 射频误差下的性能对比

4 结束语

本文提出的相似度加权样本点优化的 MCL 节点定位算法,较好地解决了动态环境移动节点自定位的问题.利用射频定位,缩小预测采样区域,并根据序列相似度过滤出一些离真实位置较近的样本点,把相似度值归一化作为权值,计算移动节点的定位.本文不需要额外的硬件,降低了算法对信标节点密度的依赖程度,解决了因信标节点数减少而无法定位或定位不精的问题.虽然算法的时空复杂度和已有算法相差不大,但定位精度得到了很大的提高.下一步我们将研究算法在信标节点和未知节点均移动的情况下,其定位性能及算法在三维空间和地形比较复杂的环境中的应用.

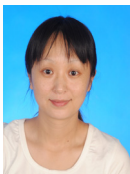
References:

- [1] Wang G, Yang KH. A new approach to sensor node localization using RSS measurements in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2011,10(5):1389–1395. [doi: 10.1109/TWC.2011.031611.101585]
- [2] Ye M, Wang YP. Location estimation in wireless sensor networks based on probabilistic model with variant variance and evolutionary algorithm. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2013,24(4):859–872 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/9825-1000/4255.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04255]
- [3] Gholami MR, Vaghefi RM. RSS-Based sensor localization in the presence of unknown channel parameters. *IEEE Signal Process*, 2012, 1–11.

- [4] Wang WD, Zhu QX. Sequential Monte Carlo location in mobile sensor networks. *Wireless Network*, 2009,15:481–495. [doi: 10.1007/s11276-007-0064-3]
- [5] Amundson I, Sallai J, Koutsoukos X, *et al.* Mobile sensor waypoint navigation via RF-based angle of arrival location. *Int'l Journal of Distributed Sensor Networks*, 2012,5:1–15. [doi: 10.1155/2012/842107]
- [6] Baggio A, Langendoen K. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks. *Ad Hoc Networks*, 2008,6:718–733.
- [7] Wang J, Han T. A self-adapting dynamic location algorithm for mobile nodes in wireless sensor networks. *Procedia Environmental Sciences*, 2011,11:270–274. [doi: 10.1016/j.proenv.2011.12.042]
- [8] Hu G, Zhang R, Liu YJ. Research of location problem for mobile node in underwater sensor network. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2012,2(25):265–270 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2012.02.025]
- [9] Teng GD, Zheng KG, Dong W. MA-MCL: Mobile assisted Monte Carlo localization for wireless sensor networks. *Int'l Journal of Distributed Sensor Networks*, 2011,4:1–8. [doi: 10.1155/2011/671814]
- [10] Rudafshani M, Datta S. Localization in wireless sensor networks. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Network*. 2007,4:51–60.
- [11] Xiao B, Chen H. A walking beacon-assisted localization in wireless sensor network. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Communication*. 2007,6:3070–3075.
- [12] Haryong S, Vladimir S, Moongu J. Mobile node localization using fusion prediction-based interacting multiple model in cricket sensor network. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 2012,59(11):4349–4359. [doi: 10.1109/TIE.2011.215182]
- [13] Hu LX, Evan D. Localization for mobile sensor networks. In: *Proc. of the 10th Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2004)*. Pennsylvania, 2004,9:45–57.
- [14] Zhu HP, Zhong XY, Yu QH, Wan YL. A localization algorithm for mobile wireless sensor networks. In: *Proc. of the 2013 3rd Int'l Conf. on Intelligent System Design and Engineering Applications*. 2013. 81–85. [doi: 10.1109/ISDEA.2012.27]
- [15] Zhu XJ, Meng XR. An algorithm of mobile node localization based on weighted centroid for wireless sensor networks. *Computer Engineering & Science*, 2011,33(11):15–19 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3969/j.issn.1007-130X.2011.11.003]

附中文参考文献:

- [2] 叶苗,王宇平.基于方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法. *软件学报*,2013,24(4):859–872. <http://www.jos.org.cn/9825-1000/4255.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04255]
- [8] 胡钢,张瑞,刘宴佳.水下传感器网络移动节点定位问题研究. *传感技术学报*,2012,25(2):268–272. [doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2012.02.025]
- [15] 朱晓娟,孟祥瑞.基于加权质心的无线传感器网络移动节点定位. *计算机工程与科学*,2011,3(11):15–19. [doi: 10.3969/j.issn.1007-130X.2011.11.003]



刘志华(1977—),女,副教授,主要研究领域为无线网络节点定位,目标跟踪技术.
E-mail: hebtuliuzhihua@163.com



息珍珍(1988—),女,硕士生,主要研究领域为智能定位算法.
E-mail: 715137372@qq.com



陈嘉兴(1977—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为计算机网络,移动通信地址码设计.
E-mail: xinghuo2815@163.com



张健(1990—),女,硕士生,主要研究领域为无线传感器网络定位算法.
E-mail: 1596976676@qq.com