

基于 Monte Carlo 的多能量级移动节点定位算法研究

刘克中^{1,2} 崔永强¹ 张金奋¹ 严新平²

(武汉理工大学航运学院 武汉 430063)¹ (武汉理工大学智能运输系统研究中心 武汉 430063)²

摘要 提出了一种基于 Monte Carlo 的移动无线传感器网络节点定位算法,即移动导标周期性发射不同能量级的广播信号,未知节点接收感知范围内的导标定位信息,以确定自己所处的限定区域。利用改进的 Monte Carlo 方法,采用较少样本实现了节点的位置估计。为避免导标共线时出现节点定位失效的情况,引入共线度限制因子,提出了一种导标共线度约束策略。仿真实验结果表明,提出的算法具有较低的定位误差,算法在导标节点密度、运动速度、测距误差等影响因子下表现出了良好的适应性。

关键词 无线传感器网络,能量级,节点定位,蒙特卡罗,共线度

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Improved Monte Carlo Node Localization Scheme by Using Multi-energy-level Beacon

LIU Ke-zhong^{1,2} CUI Yong-qiang¹ ZHANG Jin-fen¹ YAN Xin-ping²

(School of Navigation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)¹

(Intelligent Transport System Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)²

Abstract A localization algorithm based on Monte Carlo suitable for mobile wireless sensor network was proposed. Each mobile anchor emits beacons at different power levels. From the information received by each unknown node, the sensor node can determine which particular ring or inner circle it lies within from that anchor, which is called constraint region. The positions of unknown nodes are able to be estimated by few samples based on an improved Monte Carlo Localization scheme. Collinearity Limiting Factor (CLF) was introduced to avoid localization failure which is caused by Beacon Collineation, and a scheme of beacon selection was put forward. Simulation results show that the proposed algorithm has a lower localization error and better flexibility under different factors, such as anchor density, moving speed, ranging error and so on.

Keywords Wireless sensor network, Energy-level, Localization, Monte carlo, Collinearity

1 引言

节点定位技术是无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN)^[1] 中最关键的技术之一。在无线传感器网络中,众多应用场景(军事应用、环境监测、病人护理等)都是基于位置信息的。若缺少位置信息,传感器获取的数据将会失去意义。而无线传感器网络自身定位系统的性能好坏又将影响或制约无线传感器网络在现实环境中的应用。

根据定位机制,可将无线传感器网络定位算法分为两大类:基于测距 (range-based)^[2] 的算法和基于免测距 (range-free)^[3] 的算法。前者需要测量点与点之间的距离或角度,对节点的硬件要求高,在定位过程中会产生大量的计算和通信开销,且容易受温度、障碍物等环境因素的影响;后者仅根据节点的连通性和多跳路由由信息交换来完成节点的位置估计。在静态网络中,基于免测距的分布式定位算法更适用于

低成本、低功耗的应用场合,但这类大都难以扩展应用于移动目标定位、跟踪等动态网络中。因此,基于导标移动思想的定位算法受到了越来越多的关注^[4-6]。

当前,已有研究提出了不少基于导标移动的定位算法。L. Hu 和 Evans^[4] 将蒙特卡罗 (Monte Carlo) 思想引入节点定位中,提出了适用于移动传感器网络的节点定位跟踪 (Monte Carlo Localization) 算法。为改善蒙特卡罗算法在低导标密度下定位效果不佳的状况, W. Wang^[7] 等人提出了一种序列蒙特卡罗定位 (Sequential Monte Carlo Localization, SMCL) 算法,基于概率方法,在预先未知网络分布的情况下,其利用较少的导标实现了节点准确定位。J. Sheu 等^[8] 对蒙特卡罗算法进行了改进,未知节点利用收集的导标信息及一跳范围内已定位的未知节点的估计位置信息完成定位,通过预测节点的移动方向进一步提高了定位精度。此外,也有人采用极大似然估计 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 法^[9] 对节

到稿日期:2011-01-15 返修日期:2011-04-02 本文受国家自然科学基金(60703099),武汉青年科技晨光计划项目(200950431206),中国博士后科学基金(20080440969)和中央高校基本科研业务费专项资金资助。

刘克中(1975—),男,博士,副教授,主要研究方向为普适计算、无线传感器网络;崔永强(1986—),男,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络, E-mail: yqcui@whut.edu.cn(通信作者);张金奋(1985—),男,博士生,主要研究方向为无线传感器网络;严新平(1959—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能运输系统、作业优化与仿真等。

点进行定位,但需要较多的浮点运算,测距误差增大时对定位精度影响较大。

本文受多能量级质心(Concentric Anchor Beacon, CAB)^[10]定位算法的启发,提出了一种基于多能量级的改进 Monte Carlo(Improved Monte Carlo based on Multi-energy Level, IMCML)的移动节点定位算法。算法的主要创新点在于:1)将多能量级的思想引入移动无线传感器网络节点定位,并对 Monte Carlo 算法进行了改进;2)针对导标共线或接近共线时易产生定位失效或定位误差很大的情况,引入共线度限制因子概念,提出了一种导标共线度约束策略。

2 算法描述

本文算法对 MCL 算法进行了改进,是一种基于导标共线度约束条件下的移动节点定位算法。在移动网络中,移动导标不停地游走,未知节点会接收到许多导标的定位信息。若所有的定位信息都参与节点的位置估计,计算量将会大大增加。为降低计算的复杂度,当节点收到至少 3 个导标定位信息时,将导标分为 n 组(C_n^3),根据任意 3 个导标形成的拓扑结构,从中选择 1 组导标^[11]用于定位,确定未知节点的限定区域(3 个导标相应能量环形成的公共区域)。然后,利用改进的 Monte Carlo 的移动节点定位算法完成节点的位置估计。为便于比较,本节还分析了多能量级质心定位算法及在限定区域的随机采样法(Sampling in Constraint Region, SCR)。此外,为解决导标共线问题,提出了一种导标共线度约束机制,约束导标的几何拓扑关系,以进一步提高节点定位精度。

2.1 多能量级节点定位原理

多能量级节点定位算法最早由 Vijayanth 和 Vincent^[10]提出,是一种应用于静态网络的免测距分布式节点定位算法。假设将导标节点的有效通信范围由远到近依次划分为 m 个不同半径的同能量环,其各能量环的面积相等,如图 1 所示。

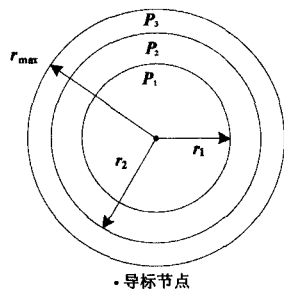


图 1 导标节点的通信范围

则第 i 级能量级半径 r_i 与最大通信距离 r_{\max} 间的关系如下:

$$r_i = r_{\max} \times \sqrt{\frac{i}{m}}, i=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

设导标节点广播信号的最大能量为 P_{\max} ,未知节点能接收到信息能量的最大距离为 r_{\max} ,未知节点接收信号的门槛功率为 $P_{\text{threshold}}$, k 为一固定值, n 为路径损耗指数,则二者之间的关系可以用下式表示:

$$P_{\text{threshold}} = \frac{k \cdot P_{\max}}{(r_{\max})^n} \quad (2)$$

因此,可以计算出导标节点的有效通信范围为:

$$r_{\max} = \left(\frac{k \cdot P_{\max}}{P_{\text{threshold}}} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (3)$$

由式(3)可知,当导标广播的最大能量 P_{\max} 、门槛功率 $P_{\text{threshold}}$ 一定时,导标节点的有效通信距离即可确定。未知节点接收到导标节点的广播信息后,比较接收到信息的功率与导标节点各能量级的功率,就可判断出自身处于导标节点哪两个能量级之间。

但如果能量级的数量过多,就会造成较大的计算代价且精度提高幅度不显著,本文中约定能量级的数量(m)为 2^[10,11]。将多能量级的思想引入动态网络,其主要思想是移动导标在网络中随机游走,周期性地发射不同能量级的广播信号(见图 2(a)),未知节点侦听导标的定位信息并存储,判断自己处在该导标信息的哪个能量环内。当未知节点收到多个导标的定位信息后,就可以得到包含该未知节点的圆环的交集(见图 2(b)),即未知节点(N)的限定区域。

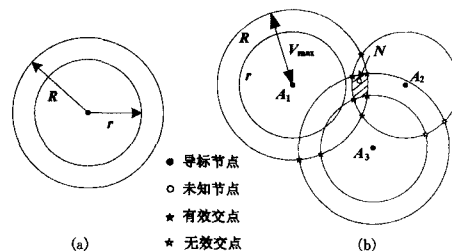


图 2 节点通信范围及限定区域的确定

如图 2(b)所示,假设 3 个导标 A_1, A_2, A_3 的坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$,内圆的半径为 r ,外环的半径为 R ,可根据下式计算出能量环之间的交点:

$$\begin{cases} (x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 = r^2 \\ \text{or} \\ (x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 = R^2 \end{cases} \quad i=1, 2, 3 \quad (4)$$

判断 3 个导标各自用于定位的是内圆还是外环,先选择两个导标计算其中的公共区域,得出两个定位点,然后使用第 3 个导标判断其中的有效交点。按照相同的步骤循环进行,提取出有效定位交点,同时剔除无效定位交点,最终获得用于定位的有效交集。

最后利用质心定位的基本原理,求取所有有效交集的质心,便可获得未知节点的估计位置,实现未知节点的定位。

2.2 改进的 Monte Carlo 节点定位算法

Monte Carlo 法提供了一种方便而有效的从非高斯、非线性、高维的观测数据中计算后验概率的方法,已被广泛应用于移动无线传感器网络定位中。Monte Carlo 定位算法的核心思想是:首先,未知节点接收导标的定位信息,确定样本可能存在的范围。按照后验概率分布随机抽取一定数量的样本,每个样本即为未知节点的一个可能位置。通过节点位置的后验概率为每个样本分配权重,对样本进行重采样滤波更新,使权重小的样本向权重较大的样本收敛。最后得到满足定位条件的若干样本,通过计算样本均值或按照权重不同对样本坐标累加计算,实现节点的位置估计。

但 Monte Carlo 方法为获得足够的有效样本,在重采样滤波阶段抽样次数过多且易出现粒子退化现象。考虑到 Monte Carlo 方法的计算负载及抽样耗时,本文对其进行了改进,提出了一种改进 Monte Carlo 的移动节点定位算法。与

Monte Carlo 方法不同的是,提出的算法仅利用少量样本即可实现节点的高精度定位,且无需对样本进行迭代更新,大大减少了计算量。

为提高采样准确性,根据导标与未知节点间的估计距离,判断出各导标用于定位的是内环还是外圆,可以得到其中两个导标相应能量环交叉形成的公共区域。以公共区域两个交点形成的线段为直径,以线段中心为圆心画圆,则第 3 个导标相应能量环必定与此圆相交。在此圆内进行投点,并以圆心坐标、第 3 个导标位置对样本加以约束,这样可提高节点的采样效率,且仅需少量采样值即可实现节点的高精度定位。

首先,利用多能量级节点定位思想,确定未知节点的限定区域,以在限定区域投点取样的方式,代替 Monte Carlo 算法的样本滤波更新阶段。然后,通过对样本分配权重、权重归一化,最终得到未知节点的估计位置。具体算法设计如下:

步骤 1 利用多能量级节点定位思想,首先确定出未知节点的限定区域,具体方法如 2.1 节所述。

步骤 2 在限定区域进行投点采样,得到若干未知节点的估计样本。

步骤 3 通过后验概率密度函数(式(5))为每个样本分配权重:

$$p(X_n | d_i) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(r_n^i - d_i)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中, r_n^i 表示样本到相应导标节点的距离, d_i 表示未知节点与导标之间的估计距离, σ 表示距离测量误差标准差。

步骤 4 利用式(6)对样本的权重进行归一化:

$$\overline{w}_n^{(i)} = \frac{w_n^i}{\sum_{j=1}^N w_n^{(j)}} \quad (6)$$

步骤 5 由于在步骤 1 中,已对未知节点可能的存在区域进行了限制,此时省去样本的重采样滤波阶段,直接输出未知节点的估计坐标,即:

$$(\hat{X}, \hat{y}) = \left(\sum_{i=1}^N x_n^i \overline{w}_n^i, \sum_{i=1}^N y_n^i \overline{w}_n^i \right) \quad (7)$$

除采用上述方法完成未知节点的位置估计外,本文还分析了一种更为简便的求取未知节点估计位置的计算方法,即在步骤 2 获得若干样本后,利用质心定位原理,直接求取样本集的坐标平均值,作为未知节点的估计位置。此方法定义为限定区域随机采样法。

2.3 导标共线性约束下的精度改善策略

文献[12]分析了导标节点的位置拓扑关系对定位结果的影响。分析指出,当导标节点共线或近似共线时,很容易导致定位失效。文献中采用 4 种方法对共线问题进行了描述,但并未提出系统化的解决方案。本文提出了一种导标共线解决策略,引入了共线性限制因子(Collinearity Limiting Factor, CLF),以约束导标的拓扑结构,从而解决了导标共线问题。具体方法如下:

在某二维平面内,假设 3 点分别为 A、B、C,且 3 点不处于同一直线上,则这 3 点可形成一平面三角形 ABC。

定理 1 假设三角形 ABC 的最长边为 L_{AB} ,分别以 A、B 为圆心,以 L_{AB} 为半径画圆,可得两圆的公共区域(见图 3),则 C 点必位于此公共区域内。

证明:反证法。若 C 点不在此公共区域内,则 L_{AC} 、 L_{BC} 必有一边的长度大于 L_{AB} ,与假定条件相悖,故 C 点必定处在此

公共区域内。

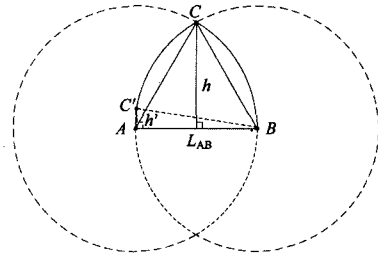


图 3 共线性限制因子取值范围图

过 C 点作 L_{AB} 的垂线 h ,以 h 与 L_{AB} 的比值作为共线性限制因子(CLF)。由图 3 可知,当 C 点位于顶点时,三角形 ABC 为等边三角形,此时 CLF 值最大为 $\frac{\sqrt{3}}{2}$;当 C 点处在线段 AB 上时 3 点共线,此时 CLF 的值为 0。

通过上述分析,可确定出 CLF 的取值范围为 $[0, \frac{\sqrt{3}}{2}]$ 。

CLF 的值越小,3 个导标越接近共线。当 CLF 值为 0 时,3 点共线。在实际应用中,可通过变化 CLF 值,改变导标之间的位置分布,最终通过设定某一阈值约束导标节点之间的拓扑关系。

3 实验仿真及结果分析

为验证所提算法及导标共线解决策略的有效性,利用 OMNeT++ 离散事件仿真工具,对改进的 Monte Carlo 的移动节点定位算法(IMCML)与求多能量级节点定位算法(CAB)及限定区域随机采样法(SCR)在不同环境下分别进行仿真实验,并对结果进行分析。在实验过程中,300 个传感器节点随机分布在 $10R \times 10R$ 的矩形感知区域内, R 为节点通信半径,导标密度(s_d)为 0.1,导标随机部署在网络中,网络的平均连通度(C_p)为 10,导标最大移动速度(V_{max})为 R 。为减小计算量及节省能耗,当未知节点定位后,就向网络广播已定位信息,此后不再接收导标的定位信息。

3.1 共线性限制因子的影响

为验证共线性限制因子(CLF)对节点定位的有效性,通过改变 CLF 值,分析 CLF 对不同节点定位方法的影响。

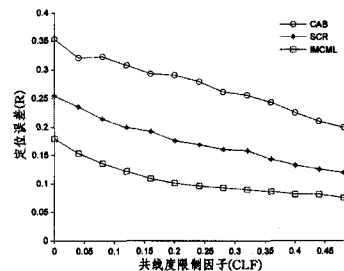


图 4 共线性限制因子 vs 定位误差

由图 4 可知,3 种定位方法的定位误差都随着 CLF 值的增大而减小。当 CLF 值大于 0.24 时,IMCML 法定位误差趋于稳定。但随着 CLF 值的不断增大,3 种方法的定位误差会继续降低。当 CLF 值为 0.48 时,CAB,SCR 及 IMCML 算法的定位误差相比未采用 CLF 抑制时分别降低了 43%,52%,57%。若 CLF 值进一步增大,虽然不同方法的定位精度将会继续提高,但已变化不大,且导标移动的步数将明显增加,耗时过长,故仿真未对 CLF 值大于 0.48 做进一步的分析。综

合考虑节点的移动能耗及定位效率,在下面的仿真中,约定 CLF 值为 0.24。

3.2 样本数量对定位误差的影响

由于先确定出了未知节点的限定区域,故对样本的投点范围已有了很大的约束,无需太多的样本即可实现节点的有效定位。相比 MCL、粒子滤波等算法,需要的样本数量明显减少,且不需要对样本进行迭代更新。

图 5 分析了样本数量(N)对节点定位误差的影响。由于 CAB 算法无需采样,故只对 SCR 算法和 IMCML 算法进行了仿真。由图 5 可以看出,随着样本数量的不断增加,两种方法的定位精度都出现了不同程度的提高,当 N 大于 10 时,两种算法的定位误差均已趋于稳定。

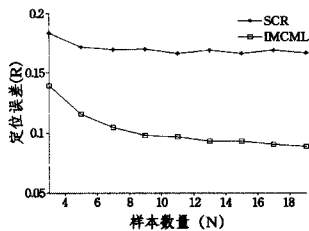


图 5 样本数量 vs 定位误差

3.3 导标密度的影响

导标密度是指导标节点数量占整个网络节点总数的百分比。为了分析导标密度对节点定位误差的影响,在保持节点总数为 300、导标最大移动速度(V_{max})为 R 的条件下,分析导标密度(s_d)在 0.01~0.2 变化时对节点定位误差的影响。图 6(a)分析了导标密度变化对定位误差的影响,随着导标密度的不断增大,节点的定位精度变化不大,基本保持稳定。图 6(b)为不同导标密度下定位步数及数据包数的变化情况。随着导标数量的增加,未知节点在导标一次移动过程中能够接收到更多的定位信息,因此导标定位需要的移动步数及数据包数都出现很大程度的降低。当导标密度为 0.1 时,需要的移动步数及数据包数均基本稳定,分别为 53,1454。

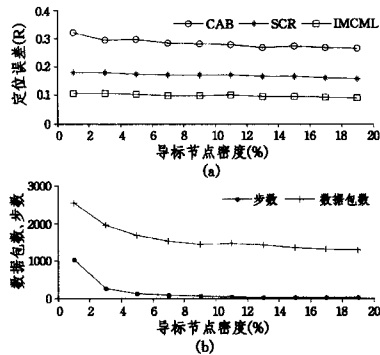


图 6 导标节点密度 vs 定位误差

3.4 节点数目的影响

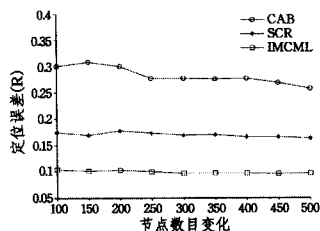


图 7 节点数目 vs 定位误差

在保持导标密度为 0.1、导标最大移动速度为 R 不变的

条件下,分析不同节点数目对定位误差的影响。仿真结果如图 7 所示。随着节点数目的增加,3 种算法的定位误差都略有波动,但误差变化不大。当节点数目达到 300 时,3 种算法的定位误差均基本稳定。

3.5 导标移动速度的影响

为验证算法对导标不同移动速度的适应性,导标的最大移动速度(V_{max})从 0.2R 到 2R 进行变化,保持节点数目为 300、导标密度为 0.1,图 8 为导标移动速度对定位误差的影响图。由图 8 可知,随着导标的移动速度不断增大,CAB 法相比 SCR 法和 IMCML 法,定位误差下降的幅度要大,这是因为随着移动速度增大,未知节点接收的导标信息,易于形成较好的拓扑结构。相比 MCL,MSL 算法,文中 3 种方法对导标的移动速度更具适应性,不会出现因导标速度的增大而导致定位精度下降的情况^[9]。

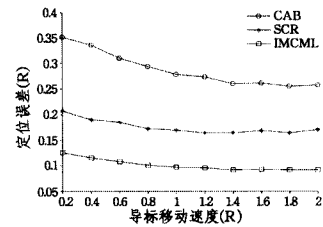


图 8 导标移动速度 vs 定位误差

3.6 测距误差的影响

在实际应用环境中,信号传播易受多路衰减、障碍物、不规则信号的传播特征等因素影响而产生距离估测误差,称为测距误差。本节在节点总数为 300、导标最大移动速度(V_{max})为 R 、导标密度(s_d)为 0.1 的条件下,分析测距误差对算法定位精度的影响。

将 IMCML 法分别与 MCL 及 MLE 算法在不同测距误差下进行了比较,如图 9 所示。3 种算法的定位误差均随测距误差的增大而增大,本文的 IMCML 算法相比 MCL,MLE 算法具有更高的定位精度,对测距误差有良好的适应能力。MCL 算法次之,MLE 算法对测距误差的变化最为敏感。

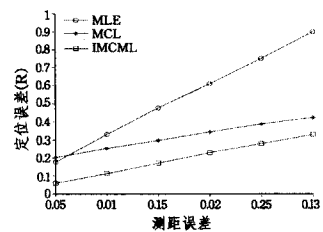


图 9 测距误差 vs 定位误差

3.7 不同移动模型的影响

本节对提出的 3 种定位方法在不同移动模型下的定位精度进行分析。随机路点模型^[13](Random WayPoint Model, RWPM)是目前比较流行的一种移动模型,本文所有仿真均基于此模型。另外两种移动模型分别为随机路径模型^[14](Random Walk Model, RWM)和随机方向模型^[15](Random Direction Model, RDM)。保持节点的总数目为 300、导标密度(s_d)为 0.1、导标的最大移动速度(V_{max})为 R ,分析不同移动模型对提出的 3 种方法定位精度的影响,仿真结果如图 10 所示。

随机路径模型中,由于导标在每一时刻的运动速度和方

(下转第 81 页)

- [14] Adams K. BluePill detection in two easy steps [C/OL]. <http://x86vmm.blogspot.com/2007/07/bluepill-detection-in-two-easy-steps.html>
- [15] Ptacek T, Lawson N, Ferrie P. Don't Tell Joanna, The Virtualized Rootkit Is Dead. Black Hat USA [C/OL]. https://www.blackhat.com/presentations/bh-usa-07/Ptacek_Goldsmith_and_Lawson/Presentation/bh-usa-07-ptacek_goldsmith_and_lawson.pdf, 2007

(上接第 64 页)

向具有很强的随机性,因此导致定位稳定性及定位精度较差。在随机路点模型中,导标经过仿真中心区域的概率较高,未知节点易于收到更多的定位信息,故定位效果比其他两种移动模型要好。如图 10 所示,SCR 法和 IMCML 法比 CAB 法有更好的定位稳定性,而 IMCML 法的定位精度最好。

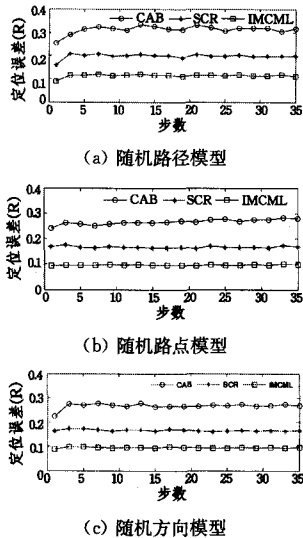


图 10 (a)为随机路径模型 vs 定位误差;(b)随机路点模型 vs 定位误差;(c)随机方向模型 vs 定位误差

综上所述,通过在不同条件下对提出的算法进行仿真实验,文中提出的 IMCML 法的定位误差最小,且算法稳定性较好;SCR 法简便易行,定位精度比 CAB 法要好;CAB 法的定位效果和稳定性均不如其他两种算法。

结束语 本文将多能量级的思想引入到动态网络,提出了一种基于多能量级的改进 Monte Carlo 的移动节点定位算法,并分析了多能量级节点定位算法在动态网络中的有效性及限定区域随机投点法的实用性。通过改变不同的仿真条件,对 3 种节点定位方法的定位精度及算法稳定性进行了分析比较,算法均表现出了良好的定位效果。另外,提出了一种导标共线度约束策略,引入了共线度限制因子(CLF),很好地解决了导标共线问题。仿真结果表明,通过改变 CLF 值,提出的移动节点定位算法的定位精度有了显著提高,算法在低导标密度及高移动速度下均具有较高的定位精度,具有较好的适应性和稳定性。

参考文献

- [1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(4): 393-422

- [2] Frankie K W, So H C. Accurate distributed range-based positioning algorithm for wireless sensor networks[J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2009, 57(10): 4100-4105
- [3] Wang Y, Wang X D, Wang D M, et al. Range-free localization using expected hop progress in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transaction on Parallel and Distributed Systems*, 2009, 20(10): 1540-1552
- [4] Hu L X, Evans D. Localization for mobile sensor networks[C]// *Proc. of the 10th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. Philadelphia, PA, USA, 2004: 45-57
- [5] Zhang S G, Cao J N, Chen L J, et al. Accurate and energy-efficient range-free localization for mobile sensor networks[J]. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2010, 9(8): 897-910
- [6] 彭鑫, 李仁发, 罗娟. 一种基于非度量多维标度的移动定位算法[J]. *计算机科学*, 2008, 35(10): 219-222
- [7] Wang W D, Zhu Q X. Sequential Monte carlo localization in mobile sensor networks[J]. *Wireless Networks*, 2009, 15(4): 481-495
- [8] Sheu J P, Hu W K, Lin J C. Distributed localization scheme for mobile sensor networks[J]. *IEEE Transaction on Mobile Computing*, 2010, 9(4): 516-525
- [9] 石琴琴, 霍宏, 方涛, 等. 使用最速下降算法提高极大似然估计算法的节点定位精度[J]. *计算机应用研究*, 2008, 25(7): 2038-2040
- [10] Vivekanandan V, Wong V W S. Concentric anchor beacon localization algorithm for wireless sensor networks[J]. *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 2007, 56(5): 2733-2744
- [11] Liu K Z, Cui Y Q, Zhang J F, et al. Anchor selection scheme for multi-energy level localization method in wireless sensor networks[C]// *Proceedings of 4th International Conference on Ubiquitous Information Technologies & Applications*. Fukuoka, Japan, 2009: 297-300
- [12] Fidan B, Drake S P, Anderson B D O, et al. Collinearity problems in passive target localization using direction finding sensors[C]// *Proceedings of 5th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*. Melbourne, Australia, 2009: 115-120
- [13] Bettstetter C, Resta G, Santi P. The node distribution of the random waypoint mobility model for wireless ad hoc networks[J]. *IEEE Transaction on Mobile Computer*, 2003, 2(3): 257-269
- [14] 刘宴涛, 安建平, 卢继华, 等. 无线自组网个体移动模型分析[J]. *通信学报*, 2010, 31(2): 36-43
- [15] Carofiglio G, Chiasserini C F, Garetto M, et al. Route stability in MANETs under the rand direction mobility model[J]. *IEEE Transaction on Mobile Computing*, 2009, 8(9): 1167-1179