

Monte-Carlo Mobile Node Localization Algorithms Based on Least Squares Method *

LIU Zhihua*, LI Gaiyan, LIU Xiaoshuang

(Department of Information Technology, Department of Mathematics and Information Science, Hebei Normal University, Shijiazhuang 050016, China)

Abstract: In view of the deficiencies of Monte Carlo localization algorithm in mobile wireless sensor networks, a new Monte Carlo mobile node localization algorithm featuring Least Squares Method is introduced. According to the continuity of movement to carry out least-squares curve-fitting, the possibility location region of the unknown node is calculated. The sample and filter is more efficient to node localization compared with the MCL and MCB. Simulation results that the new algorithm has outstanding performance in different connectivity and movement velocity.

Key words: wireless sensor network; mobile nodes; localization; Monte-Carlo; least squares

EEACC:6150P

doi:10.3969/j.issn.1004-1699.2012.04.025

基于最小二乘法的蒙特卡洛移动节点定位算法 *

刘志华*, 李改燕, 刘晓爽

(河北师范大学信息技术学院, 数学与信息科学学院, 石家庄 050016)

摘要: 针对无线传感器网络中蒙特卡洛移动节点定位算法的不足, 提出了一种基于最小二乘法的蒙特卡洛移动节点定位算法。该算法根据运动的连续性, 利用最小二乘曲线拟合的方法, 推算出未知节点在下一时刻可能的位置区域, 进行快速抽样和样本过滤。仿真结果表明: 新算法在不同的网络连通度、不同的运动速度等情况下, 均表现出良好的性能。

关键词: 无线传感器网络; 移动节点; 定位; 蒙特卡洛; 最小二乘

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2012)04-0541-04

在无线传感器网络 (WSN, Wireless Sensor Networks) 的应用中, 没有位置信息的传感器节点感知的数据是没有意义的^[1], 因此传感器节点定位技术是无线传感器网络中的关键支撑技术之一^[2]。目前国内外已经提出多种方法解决静态网络节点定位问题。随着动态传感器网络纷纷出现, 如加州大学伯克利分校实施“智能尘埃”的研究^[3], NASA 的 Mars Tumbleweed 项目^[4]。微型传感器装在气球或浮空器内, 像灰尘一样漂浮在空气中, 可以检测周围环境的光度、温度和振动程度。传感器的位置随时间变化而变化, 动态节点较静态节点在运动中能够获取更多信息。由于节点的移动性, 定位系统需要不断地执行计算以保证结果的可靠性, 其通信和计算代价都是巨大的。因此移动节点定位问题成为 WSN 研究领域的一个热点。

WSN 定位技术中, 需要定位的节点称为未知节点, 已知位置并协助未知节点定位的节点称为锚节

点。2004 年 Virginia 大学的 Hu Lingxuan 等人借鉴了机器人定位领域的蒙特卡洛定位 MCL (Monte-Carlo Location) 方法的思想, 首次将 MCL 算法^[5] 应用在动态传感器网络节点定位中。实验证明动态节点较静态节点在运动中能获得更多信息, 定位精度得到提高。但是该方法采样成功率低且容易出现粒子退化现象。2006 年 Baggio 等人提出了蒙特卡洛箱 MCB (Monte-Carlo Localization Boxed) 算法^[6], 通过确定锚箱 (Anchor Box) 和采样箱 (Sample Box) 缩小了采样区域并提高了采样成功率。但是当观测模型分布在锚箱的比重很小时, 采样成功率仍然很低。因此 MCL 采样成功率的提高成为研究的一个难点。本文提出一种基于最小二乘法的蒙特卡洛移动节点定位算法 MCLS (Monte-Carlo Mobile Node Localization Algorithms based on Least Squares Method), 根据运动的连续性, 利用曲线拟合得出后验密度分布较大的采样区域, 提高了采样成功率和定位精度。

项目来源: 国家自然科学基金项目 (61071128); 河北省自然科学基金项目 (F2009000319); 河北省科技攻关基金项目 (10213512D)

收稿日期: 2011-07-15 修改日期: 2012-01-08

1 MCL 算法原理

蒙特卡洛定位算法首先用于机器人定位领域,是与机器人感知和运动的概率模型有关的粒子滤波,能够有效地、鲁棒地解决复杂的机器人定位问题。该方法的核心思想是按照后验概率分布随机抽取若干个粒子,用这些离散粒子之和来近似表示连续概率密度函数的值^[7-8]。蒙特卡洛算法主要有预测和过滤两个阶段。预测阶段根据上一时刻样本点的位置估计现在的位置,过滤阶段是根据传感器感知到的数据把不可能的样本过滤掉。

MCL 算法描述如下:

(1) 未知节点判断是否到达定位时刻(未知节点能接收到 1 跳或 2 跳锚节点信息),若是,转步骤 2,否则等待一段时间,继续判断;

(2) 未知节点的位置在以 l_{t-1} 为圆心, v_{\max} 为半径的圆内随机抽取足够多的样本 M (l_{t-1} 为未知节点 $t-1$ 时刻所在的位置, v_{\max} 为未知节点最大运动速度);

(3) 判断样本集中每个样本是否满足过滤条件(1),若不满足则丢弃该样本;

$$\text{filter}(l) = \forall s \in S, d(l, s) \leq r \wedge \forall s \in T, r \leq d(l, s) \leq 2r \quad (1)$$

其中, S 表示未知节点的一跳锚节点的集合, T 表示未知节点的两跳锚节点的集合, r 为锚节点的通信半径。

(4) 当样本数达到设定的最低限数 N 时,则停止抽样。否则转到步骤 2;

(5) 计算未知节点在 t 时刻的位置,如式(2)、式(3)

$$x_t = \sum_{i=1}^N \frac{x_t^i}{N} \quad (2)$$

$$y_t = \sum_{i=1}^N \frac{y_t^i}{N} \quad (3)$$

2 最小二乘法曲线拟合

在科学实验统计方法研究中,要从一组实验数据 $(x_i, y_i) (i=0, 1, \dots, m)$ 中寻找变量之间的函数关系 $y = F(x)$ 。最小二乘法又称最小平方方法 (Least Square Method), 是一种数学优化技术。它通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配。利用最小二乘法可以简便地求得未知的数据,并使得这些求得的数据与实际数据之间误差的平方和为最小。

对于给定的一组数据 $(x_i, y_i) (i=0, 1, \dots, m)$, 要求在函数空间 $\Phi = \text{span} \{ \varphi_0, \varphi_1 \dots \varphi_n \}$ 中找到一个函

数 $y = S^*(x)$, 使误差平方和

$$\begin{aligned} \|\delta\|_2^2 &= \sum_{i=0}^m \delta_i^2 = \sum_{i=0}^m [S^*(x_i) - y_i]^2 \\ &= \min_{S(x) \in \Phi} \sum_{i=0}^m [S(x_i) - y_i]^2 \end{aligned} \quad (4)$$

这里

$S(x) = a_0 \varphi_0(x) + a_1 \varphi_1(x) + \dots + a_n \varphi_n(x) (n < m)$ (5)
称为曲线拟合的最小二乘法^[9]。

3 MCLS 算法描述

MCL 算法以 l_{t-1} 为圆心, v_{\max} 为半径的圆内随机采样, 采样区域如图 1 所示, 这样导致很多样本点不符合过滤条件, 为了达到理想的效果, 必须进行重复采样, 因此计算量增大。为了提高采样成功率, 降低定位误差, 本文提出了 MCLS 算法。该算法利用了节点运动的连续性原理, 通过最小二乘曲线拟合的方法, 估算出后验密度取值较大的区域(图 2), 在该区域中进行采样, 能有效提高采样成功率, 定位精度也得到明显提高。

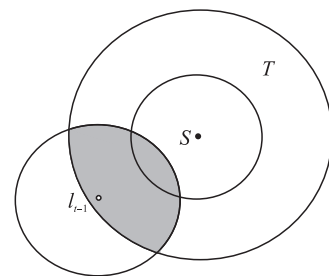


图 1 MCL 采样区域

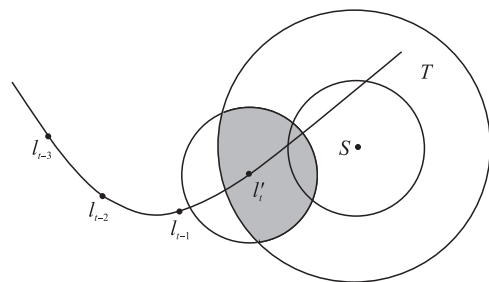


图 2 MCLS 采样区域

MCLS 算法描述如下:

①未知节点判断是否到达定位时刻(未知节点能接收到 1 跳或 2 跳锚节点信息),若是,转步骤②,否则等待一段时间,继续判断;

②根据传统 MCL 算法获取自己的前 3 个时刻的位置坐标,并存放在一个历史记录队列里。历史记录队列: $(x_i, y_i, t_i) (i=0, 1, 2)$, 其中 $t_0 < t_1 < t_2$;

③根据队列保存最新的 3 个历史记录 $(x_i, y_i, t_i) (i=0, 1, 2)$, 其中 $t_0 < t_1 < t_2$, 利用最小二乘曲线拟合

的方法,得出未知节点 t 时刻的估计位置 (x_t, y_t) , $x_t=f(t), y_t=g(t)$ 。

④在以 (x_t, y_t) 为圆心, v_{\max} 为半径的圆内随机抽取足够多的样本 M ;

⑤判断样本集中每个样本是否满足过滤条件(1),若不满足则丢弃该样本;

⑥当样本数达到设定的最低限数 N 时,则停止抽样。否则转步骤④;

⑦计算未知节点在 t 时刻的位置如式(2)、式(3)。

⑧将新的定位值添加到队列的末尾,如果队列长度超过3则丢掉队列的第一项,这样保证了队列保存的是最新的3个历史记录。转步骤③对未知节点进行下一时刻的位置估计。

4 性能仿真

本文使用 Matlab7.6 进行仿真实验,设传感器节点随机分布在 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的矩形区域内,构成一个无线传感器网络,该区域不包含任何障碍物,锚节点和定位节点的传输模型为理想圆,随机分布传感器节点 100 个,其中锚节点 40 个,未知节点 60 个,所有节点移动模型采用高斯马尔科夫移动模型^[10-11],

速度在 $[0, v_{\max}]$ 中随机选取,随机选取一个整数 $m(0 < m < 60)$,对第 m 个未知节点进行定位,定位误差^[12]

$$\delta = \frac{\sqrt{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}}{r} \quad (6)$$

(x', y') 为第 m 个未知节点的估计位置, (x, y) 为第 m 个未知节点的实际位置, r 为通信半径。

图3给出了定位误差随网络连通度的变化曲线,随着网络连通度增大,定位误差由急剧减小到逐渐变缓。比较3种定位算法,当网络连通度为6,采样点为400的条件下,MCLS算法定位误差明显低于MCL算法和MCB算法,说明了在相同条件下,MCLS算法性能优于另外两种算法,定位误差随着

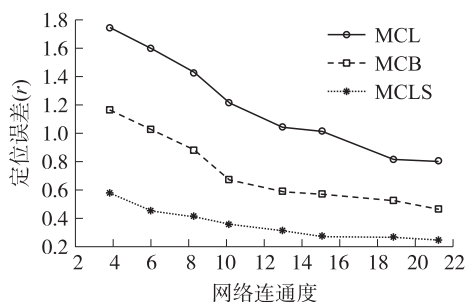


图3 网络连通度与定位误差

网络连通度的增大而逐渐减小。本算法相对于MCL算法和MCB算法定位精度得到显著提高。

如图4所示,定位误差随节点运动速度变化而变化。随着速度的增大,采样区域也会跟着变大,这样就会导致采样有效性降低。比较MCL、MCB、MCLS三个定位算法,在相同的速度下MCLS算法的定位误差最小。在相同的实验条件下,三个算法分别采取相同个数的有效样本点,图5所示,MCLS算法采样时间明显短于MCL算法和MCB算法,证明了MCLS算法有效缩短了采样时间,采样成功率得到了提高,降低了节点定位过程中样本的抽样次数,有效减少节点的能量消耗,延长了整个网络的生存周期。

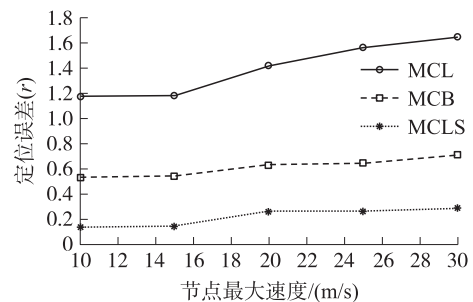


图4 定位误差随运动速度变化曲线

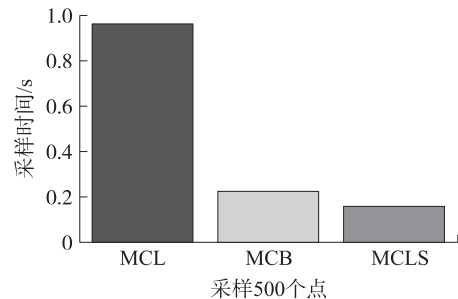


图5 采样时间对比

5 结束语

在MCL算法的基础上,本文结合最小二乘曲线拟合的方法,提出了一种MCLS算法。该算法虽然在确定采样区域时增大了计算量,但是降低了采样次数,减少了过滤时间,采样成功率得到提高。仿真实验证明该算法相比于MCL算法和MCB算法,在不同网络连通度和运动速度下,表现出良好的定位性能,定位精度得到明显的提高。

参考文献:

- [1] 曾凡仔,孙正章,罗娟,等. 无线传感器网络的节点定位方法[J]. 通信学报,2008,29(11):62-66.
- [2] Li Jianzhong, Gao Hong. Survey on Sensor Network Research[J]. Journal of Computer Research and Development,2008,45(1):1-15.

- [3] Pister K, Kahn J, Boser B, et al. Smart Dust: Autonomous Sensing and Communication in a Cubic Millimeter [EB/OL]. <http://robotics.eecs.berkeley.edu/~pister/SmartDust/>, 2001.
- [4] Antol J, Calhoun P, Flick J, et al. Low Cost Mars Surface Exploration: The Mars tumbleweed[R]. NASA Technical Report. 2003. 1-38.
- [5] Hu L X, Evans D. Localization for Mobile Sensor Networks[C]//Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2004. 45-47.
- [6] Baggio A, Langendoen K. Monte Carlo Localization for Wireless Sensor Networks[C]//Proc of 2nd Int'l Conf on Mobile Adhoc and Sensor Networks (MSN 2006). Hong Kong Springer Verlag, 2006. 317-328.
- [7] 宋琛. 移动无线传感器网络蒙特卡洛定位算法研究[D]. 湖南大学硕士学位论文, 2008. 4.
- [8] 黄梅根, 常新峰. 一种基于蒙特卡洛的无线传感器网络移动节点定位算法研究[J]. 传感技术学报, 2010, 23(4): 562-566.
- [9] 李庆阳, 能超, 易大义. 数值分析(第4版)[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2006. 64-67.
- [10] Camp T, Boleng J, Davies V. A Survey of Mobility Models for Ad Hoc Network Research[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, Special Issue on Mobile Ad hoc Network: Research, Trends and Applications, 2002, 2(5): 483-502.
- [11] 陈娟, 李长庚, 宁新鲜. 基于移动信标的无线传感器网络节点定位[J]. 传感技术学报, 2009, 22(1): 121-125.
- [12] 林金吵, 陈晓冰, 刘海波. 基于平均跳距修正的无线传感器网络节点迭代定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(10): 107-113.



刘志华(1977-), 女, 副教授, 河北省沧州市, 研究方向为无线传感器网络算法设计, hebtuliuzhizhua@163.com;



李改燕(1985-), 邯郸市人, 硕士, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络节点定位, lgy19861986@qq.com;



刘晓爽(1985-), 邢台市人, 硕士, 硕士研究生, 研究方向为无线传感器网络安全。