

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

王 洁 王洪玉 高庆华 金明录
(大连理工大学电子与信息工程学院 大连 116023)

摘 要: 该文提出一种在低锚节点密度的移动传感器网络中实现定位跟踪的方法。利用受控的洪泛方式提高锚节点利用效率,采用遗传交叉操作加快预测阶段的抽样,采用插值方法对节点运动速度及方向进行预测,利用位置估计精度优于自身的 1 跳邻居节点的信息强化滤波条件。仿真实验结果表明,该文算法与传统算法相比加快了收敛速度,提高了定位精度,改善了在低锚节点密度时的性能。

关键词: 无线传感器网络; 定位; 蒙特卡罗算法; 贝叶斯估计

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)04-0864-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00519

Enhanced Monte Carlo Localization and Tracking Algorithm for Mobile Wireless Sensor Network

Wang Jie Wang Hong-yu Gao Qing-hua Jin Ming-lu

(School of Electronics and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: A localization and tracking algorithm suitable for mobile wireless sensor network is proposed. The algorithm uses controlled flood method to improve the using efficiency of the anchor nodes, uses cross operation to accelerate the sampling process and interpolation operation to predict the velocity and angle. An estimate precision function is also proposed so that one node could make the full use of all of the outstanding neighbor nodes' information. Simulation results show that the algorithm outperforms the traditional algorithm in the convergence speed, localization accuracy and the requirement of anchor density.

Key words: Wireless sensor network; Localization; Monte Carlo algorithm; Bayesian estimation

1 引言

定位技术是无线传感器网络的一项关键支撑技术,在基于无线传感器网络的环境监测、动物生活习性跟踪、病人监护、军事应用等领域,如果没有位置信息那么传感器获取的信息将失去意义。无线传感器网络定位算法主要分为测距算法与非测距算法两大类。测距算法主要有基于 RSSI 的方法,如 RADAR^[1]系统;基于 TDOA 的方法,如 Cricket^[2]系统。非测距算法主要有求解几何重心的质心算法^[3],利用三角形内点信息的 APIT 算法^[4],基于节点间跳数信息的 DV-HOP 算法^[5],基于多尺度规划的 MDS-MAP 算法^[6,7]。

上述定位算法在静止传感器网络中效果不错,但是,在移动环境下由于网络结构、节点间距离约束关系动态变化,传统算法的定位精度会随着节点运动速度的增加而急剧下降。如何充分利用运动信息、设计适合于移动传感器网络的定位跟踪算法已

成为一个热点研究问题。Hu 和 Evans 基于序列蒙特卡罗算法的思想提出了适用于移动传感器网络节点定位跟踪的 MCL(Monte Carlo Localization)算法^[8]。为了提高算法的性能,Baggio^[9]、曾凡仔^[10]等人提出建立采样盒子的 MCB 算法加快算法单次收敛速度,Rudafshani^[11],Stevens^[12]等人提出改变传统 MCL 算法的结构来提升定位精度,JiyongYi^[13],Wang^[14],Bram^[15]等人提出利用测距信息提高定位精度。

本文提出的 EMCL(Enhanced MCL)算法针对上述 MCL 类算法存在的一些不足进行了改进:第一,MCL 类算法采用大量加权粒子来表征未知节点的概率密度分布,用于寻找这些粒子的计算量较大。本文提出采用遗传交叉操作来生成新粒子从而加快算法的收敛。第二,MCL 类算法在锚节点密度小于 1 时定位精度随着锚节点密度的降低急剧下降。本文提出受控的锚节点洪泛机制使算法适用于不同的锚节点密度。第三,MCL 类算法仅利用锚节点的信息进行滤波,本文充分利用位置估计精度优于自身的普通邻居节点的位置信息,实现了多点参与的协作定位。第四,MCL 算法没有考虑运动轨迹的预测

2009-04-10 收到,2009-09-28 改回

国家自然科学基金(60272036)资助课题

通信作者:王洁 wangjie@dlut.edu.cn

问题,本文利用节点前几个时刻的位置信息估算出其当前的运动参数,从而提高运动预测的精度。

2 MCL 算法描述

MCL 算法是非线性、非高斯状态下的一种次优贝叶斯估计方法。算法采用一系列的加权粒子来表征估计问题的后验概率密度分布函数 $p(x_t | z_{1,\dots,t})$ 为

$$p(x_t | z_{1,\dots,t}) \approx \sum_{i=1}^N w_i \delta(x_t - x_i) \quad (1)$$

这里 x_i 代表当前时刻预测的粒子, w_i 代表每个粒子的权值。对于马尔可夫过程,当前时刻的粒子分布与权重取决于前一时刻的粒子分布以及当前时刻的观察信息。算法根据状态转移概率 $p(x_t | x_{t-1})$ 以及观察似然函数 $p(z_t | x_t)$, 采用递推的方式求解估计问题的后验概率为

$$p(x_{t-1} | z_{1,\dots,t-1}) \rightarrow p(x_t | z_{1,\dots,t-1}) \rightarrow p(x_t | z_{1,\dots,t}) \quad (2)$$

MCL 算法的流程描述如下,详细介绍可参考文献[8, 9]。

Algorithm: MCL

Initialization when $t=0$ $\{x_0^i\}_{i=1}^N = p(x_0), w_0^i = 1/N, i = 1, \dots, N$

While ($t>1$) Do

Predict the new state based on the state transition function $x_t^i = f(x_{t-1}^i), i = 1, \dots, N$

Evaluate the importance weights based on the likelihood function $w_t^i = w_{t-1}^i p(z_t | x_t^i), i = 1, \dots, N$

Normalize the weights and resample $\bar{w}_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_{j=1}^N w_t^j}, i = 1, \dots, N$

End

3 EMCL 算法

EMCL 算法对经典 MCL 算法进行了改进,采用锚节点信息传播机制提高锚节点利用效率,采用预测机制提高先验估计的准确性,通过滤波加权,2次滤波等措施实现权值的计算与优化,通过样本遗传交叉生成的策略加速算法抽样有效粒子的过程。

3.1 锚节点信息传播阶段

锚节点采用受控的洪泛方式发送自己的位置信息, TTL(Time To Live)的数值 K 根据网络中锚节点密度以及网络通信量设定。当锚节点密度较高、网络通信量较大时 K 取较小数值,反之则取较大数值。该阶段根据网络特性自适应的调整 K 值,实现算法对不同网络环境的自适应。

3.2 预测阶段

预测阶段采用牛顿插值方法估计当前时刻的运

动速度及运动方向,同时结合构造锚节点盒子的方法提高先验估计的准确性。节点的运动轨迹通常是平滑的,因此可以根据前几个时刻的位置估计当前时刻的运动方向及速度。假设前 3 个时刻的位置分别为 $(x_{t-3}, y_{t-3}), (x_{t-2}, y_{t-2}), (x_{t-1}, y_{t-1})$, 对 x, y 方向的数据采用 2 次牛顿插值得

$$x_t = x_{t-3} + 3 \times (x_{t-2} - x_{t-3}) + 3 \times (x_{t-1} - 2x_{t-2} + x_{t-3}) \quad (3)$$

$$y_t = y_{t-3} + 3 \times (y_{t-2} - y_{t-3}) + 3 \times (y_{t-1} - 2y_{t-2} + y_{t-3}) \quad (4)$$

由此可估算出当前时刻的速度及方向为

$$\hat{v}_t = \min\left(\sqrt{(x_t - x_{t-1})^2 + (y_t - y_{t-1})^2}, v_{\max}\right),$$

$$\hat{\alpha}_t = \arctan\left(\frac{y_t - y_{t-1}}{x_t - x_{t-1}}\right) \quad (5)$$

那么预测方程为

$$\begin{cases} x_t^i \\ y_t^i \end{cases} = \begin{cases} x_{t-1}^i + v_t \cos(\alpha_t) \Delta t + n_t \\ y_{t-1}^i + v_t \sin(\alpha_t) \Delta t + n_t \end{cases} \quad (6)$$

其中 n_t 为高斯噪声。 $v_t \in [0.6\hat{v}_t, 1.4\hat{v}_t]$, $\alpha_t \in [\hat{\alpha}_t - (\pi/6), \hat{\alpha}_t + (\pi/6)]$ 。

使用接收到的 K 跳范围内的锚节点位置信息构造矩形锚节点盒子, 盒子区域由式(7)决定

$$\text{BoxAnchor} = \{(x_{\min}, x_{\max}); (y_{\min}, y_{\max})\} \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} x_{\min} = \max_{j=1}^n (x_j - kr), & x_{\max} = \min_{j=1}^n (x_j + kr) \\ y_{\min} = \max_{j=1}^n (y_j - kr), & y_{\max} = \min_{j=1}^n (y_j + kr) \end{cases} \quad (8)$$

这里 r 为射频通信半径, (x_j, y_j) 为锚节点坐标, n 为 K 跳范围内的锚节点个数, k 为锚节点跳数。

3.3 滤波加权阶段

算法根据 K 跳范围内的锚节点以及优于自身的 1 跳邻居节点信息实现滤波加权。第 i 个粒子的加权值 w_i 等于上述各个节点加权因子的乘积。

$$w_i = \prod_{q=1}^m w(q) \quad (9)$$

其中 m 为可用来滤波加权的总的节点数, $w(q)$ 为各节点对该粒子的加权因子。

对于锚节点, 加权因子定义如下:

$$w(q) = \begin{cases} 1, & (h-1)r \leq d \leq hr \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中 d 代表粒子与锚节点的欧式空间距离, h 为两者之间的跳数。

对于普通邻居节点, 加权因子定义如下:

$$w(q) = \begin{cases} 1, & d \leq r + v_{\max} + v_{\text{extra}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中 d 代表粒子与邻居节点的欧式空间距离, v_{\max} 为节点最大运动速度, v_{extra} 用于补偿普通节点对位置估计的误差, $v_{\text{extra}} \in [0.2r, 0.5r]$ 。

3.4 样本遗传交叉生成阶段

从满足滤波条件的权值为 1 的粒子集合中随机选择两个粒子进行遗传交叉操作。遗传交叉操作有两种实现方法。

方法 1 线性交叉

$$x_p = \alpha x_i + (1 - \alpha)x_j, \quad y_p = \alpha y_i + (1 - \alpha)y_j \quad (12)$$

其中 (x_i, y_i) , (x_j, y_j) 为样本粒子坐标, α 为交叉因子, 取值范围 $[0.2, 0.8]$, (x_p, y_p) 为新粒子坐标。

方法 2 矩形交叉

$$\left. \begin{aligned} x_p &= \text{randx} \times x_i + (1 - \text{randx}) \times x_j \\ y_p &= \text{randy} \times y_i + (1 - \text{randy}) \times y_j \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

(x_i, y_i) , (x_j, y_j) , (x_p, y_p) 定义同方法 1, randx 和 randy 为 0 到 1 的随机数。

交叉效果如图 1 所示, 图中五角星为节点当前的真实位置, 两个圆点为样本粒子 i , j 的位置。如果采用线性交叉, 那么新生成的粒子处于 i , j 的连线上, 例如粒子 a , b ; 如果采用矩形交叉, 那么新生成的粒子处于由 i , j 构成的矩形区域内, 例如粒子 a , b , c , d , e 。线性交叉情况下新生成的粒子均满足滤波条件; 矩形交叉生成的新粒子有可能不再满足滤波条件, 但是, 矩形交叉使样本的多样性增加, 可有效防止算法退化现象的发生。

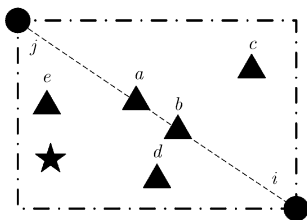


图 1 交叉效果图

3.5 2 次滤波阶段

当采用矩形交叉时, 新生成的粒子有可能不满足滤波条件, 需要按照“滤波及加权”阶段的操作对新生成的粒子进行 2 次滤波处理。

3.6 信息更新阶段

将上述预测、滤波、遗传交叉、2 次滤波 4 个过程反复进行, 直到获得 N 个有效的粒子, 其质心即为该节点当前时刻的位置估计。最后, 计算节点位置估计精度 precision 。

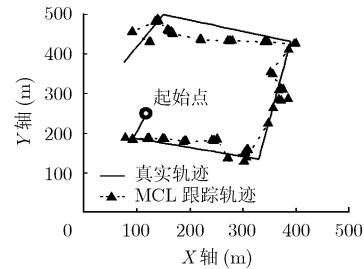
$$\text{precision} = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - \hat{x})^2 + (y_i - \hat{y})^2}}{Nr} \quad (14)$$

其中 (\hat{x}, \hat{y}) 为当前时刻的位置估计, (x_i, y_i) 为粒子 i 的位置。precision 数值越小说明位置估计越精确。

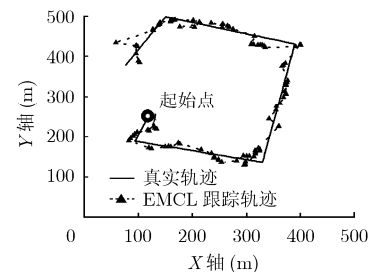
4 性能仿真与分析

实验在一个 $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$ 的矩形区域进行, 锚节点和未知节点的射频通信半径均为 50 m 。所有节点均按照 Random Waypoint 模型^[16]随机运动。实验中用到的锚节点密度 (s_d)、节点密度 (n_d)、锚节点运动速度 (s_{\max}, s_{\min})、节点运动速度 (v_{\max}, v_{\min})、射频通信半径不规则度、定位误差等参数定义同文献[8]。默认仿真参数为: s_d 为 0.5, n_d 为 10, s_{\min} 和 v_{\min} 为 0, s_{\max} 和 v_{\max} 为 $0.4r$, 通信半径不规则度为 0, 粒子规模为 50。

图 2 为 MCL 与 EMCL 算法定位跟踪效果图, 采用默认参数仿真, 可以看出 EMCL 算法定位跟踪效果显著优于 MCL 算法。



(a) MCL 算法



(b) EMCL 算法

图 2 定位跟踪效果图

本文对 EMCL, MCL, MCB 3 种算法进行了对比分析, 图 3 为 3 种算法定位性能随参数变化曲线。从图 3(a)可以看出, EMCL 算法与 MCL, MCB 算法相比具有较高的定位精度, 定位误差大致降低了 50%; 从图 3(b)可以看出 MCL, MCB 算法在锚节点密度小于 1 时定位误差迅速上升, 而 EMCL 算法误差增加缓慢; 由图 3(c)可知 EMCL 算法更显著地表现出定位误差随节点密度的增加而减小的特征, 这是由于 EMCL 算法的协作定位机制充分利用了所有优秀邻居节点的信息, 因此其定位误差与节点密度关系更密切; 由图 3(d)可以看出 s_{\max} 和 v_{\max} 属于 $[0.2r, 0.4r]$ 时定位误差最小; 由图 3(e)可知算法

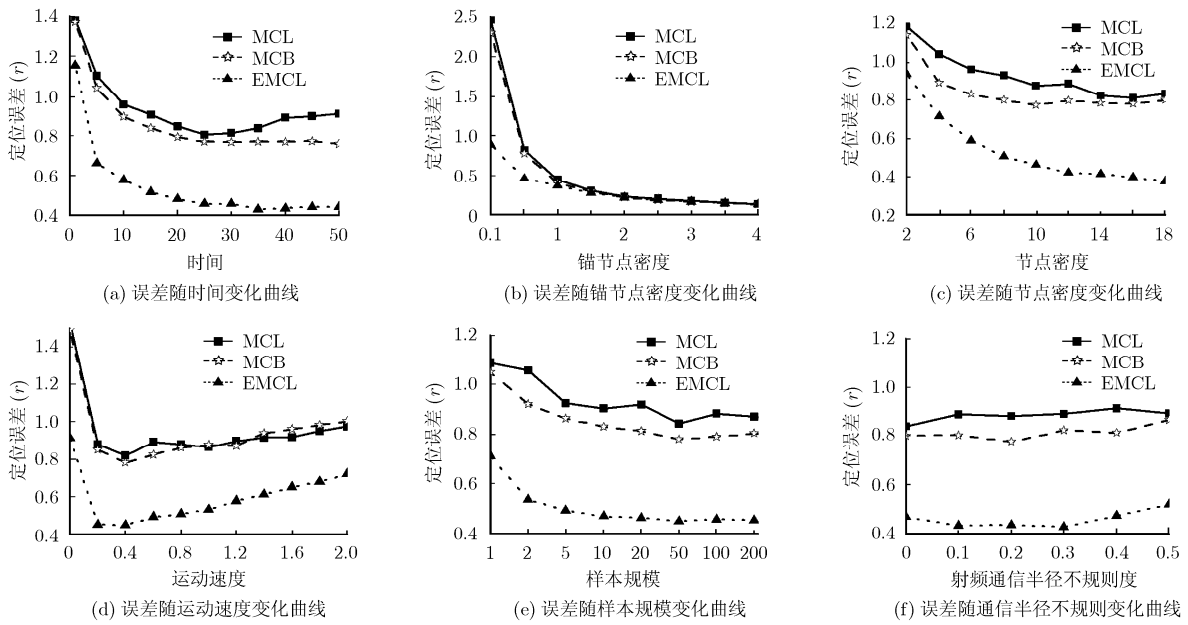


图 3 定位误差随参数变化曲线

在样本规模大于 50 后定位误差基本保持恒定; 图 3(f)证明算法受射频通信半径不规则的影响不大, 具有较强的抗干扰能力。

5 算法复杂性与功耗分析

传统 MCL 算法仅依据前一时刻的位置估算新位置, MCB 算法通过构造锚节点盒子降低了计算量, EMCL 算法继承了 MCB 的思想, 同时, 采用插值预测方法对粒子轨迹进行估计, 采用遗传交叉操作进一步加快样本粒子的寻找。仿真表明 EMCL 算法经过不超过 5 次的迭代即可获得足够的样本, 而 MCL 算法通常需要上百次迭代。因此, 从算法复杂性上衡量 EMCL 算法要优于 MCL 与 MCB 算法。

统计实验表明, 通信的功耗在节点总功耗中占主要部分。MCL 算法需要与两跳范围内的邻居节点通信, MCB 算法也仅需要与两跳范围内的邻居通信。EMCL 算法采用自适应的受控的洪泛机制, TTL 值随网络环境的变化而动态变化。上述仿真中 TTL 数值如表 1 所示。当锚节点密度大于 1 时 EMCL 算法的通信功耗与 MCL, MCB 算法一致, 当锚节点密度降低时通信功耗相应增加。

表 1 TTL 数值与锚节点密度关系

锚节点密度	TTL 数值
$s_d > 1$	2
$1 \geq s_d \geq 0.5$	3
$s_d < 0.5$	4

6 结论

本文提出了一种适用于移动无线传感器网络节点定位跟踪的增强型蒙特卡罗算法, 实现了低锚节点密度条件下的协作式定位跟踪。实验结果表明该算法在定位精度、收敛速度、计算量、对网络中锚节点密度的要求等多方面性能均得到改善。该算法可广泛应用于室内人员定位跟踪、矿井人员定位跟踪、病人监护等众多领域。

致谢 感谢文献[8]的作者 Virginia 大学的 Hu Lingxuan 博士, Evans D 教授提供的 MCL 算法仿真代码。

参考文献

- [1] Bahl P and Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system [C]. Proceeding of IEEE INFOCOM 2000, Tel Aviv, Israel, March 26-30, 2000: 775-784.
- [2] Priyantha N B, Chakraborty A, and Balakrishnan H. The Cricket location-support system [C]. Proceedings of MobiCom 2000, Boston, MA, USA, August 6-10, 2000: 32-43.
- [3] Bulusu N, Heidemann J, and Estrin D. GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices [J]. *IEEE Personal Communications*, 2000, 7(5): 28-34.
- [4] He Tian, Huang Chengdu, and Brian M B, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks [C]. Proceedings of MobiCom 2003, San Diego, CA, USA, September 14-19, 2003: 81-95.

- [5] Niculescu D and Nath B. DV based positioning in Ad hoc networks [J]. *Telecommunication Systems*, 2003, 22(1-4): 267-280.
- [6] Shang Yi, Wheeler R, and Zhang Ying, *et al.* Localization from mere connectivity [C]. Proceedings of the 4th ACM international symposium on Mobile Ad hoc networking & computing. Annapolis, Maryland, USA, 2003: 201-212.
- [7] Hightower J and Borriello G. Location systems for ubiquitous computing [J]. *Computer*, 2001, 34(8): 57-66.
- [8] Hu Ling-xuan and Evans D. Localization for mobile sensor networks [C]. Proceedings of MobiCom 2004, Philadelphia, Pennsylvania, USA, September, 2004: 45-57.
- [9] Baggio A and Langendoen K. Monte Carlo localization for mobile wireless sensor networks [J]. *Ad hoc Networks*, 2008, 6(5): 718-733.
- [10] 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.
Zeng Fan-zai, Sun Zheng-zhang, and Luo Juan. Improved node localization algorithm for wireless sensor network [J]. *Journal on Communications*, 2008, 29(11): 62-66.
- [11] Rudafshani M and Datta S. Localization in wireless sensor networks [C]. 6th International Symposium on IPSN. Cambridge, MA, USA, Apr. 25-27, 2007: 51-60.
- [12] Stevens-Navarro E, Vivekanandan V, and Wong V W S. Dual and mixture Monte Carlo localization algorithms for mobile wireless sensor networks [C]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Hong Kong, China, Mar 11-15, 2007: 4027-4031.
- [13] Yi J, Yang S, and Cha H. Multi-hop-based Monte Carlo Localization for Mobile Sensor Networks [C]. Proceedings of IEEE SECON 2007, San Diego, California, USA, June 18-21, 2007: 162-171.
- [14] Wang W D and Zhu Q X. RSS-based Monte Carlo localisation for mobile sensor networks [J]. *IET Communications*, 2008, 2(5): 673-681.
- [15] Dil B, Dulman S, and Havinga P. Range-based localization in mobile sensor networks [C]. Proceedings of EWSN 2006, Zurich, Switzerland, Feb.13-15, 2006: 164-179.
- [16] Camp T, Boleng J, and Davies V. A survey of mobility models for Ad hoc network research [J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2002, 2(5): 483-502.
- 王 洁: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为无线传感器网络、RFID、移动自组织网络等.
- 王洪玉: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线传感器网络、移动自组织网络等.
- 高庆华: 女, 1980 年生, 博士生, 研究方向为无线传感器网络、认知无线电等.