

移动传感器网络节点快速一致性滤波定位

钱 慧 周祥云 许志猛 余 轮

(福州大学物理与信息工程学院 福州 350108)

摘 要 针对移动传感器网络拓扑结构的动态特性,提出了一种快速卡尔曼一致性滤波定位算法。该算法依据 Metropolis 准则,仅利用通信节点之间的 RSSI 值快速调整融合步长。在网络拓扑结构未知的情况下,利用卡尔曼一致性滤波定位算法实现位置求精。仿真结果表明,与 Saber 算法相比,该方法能够在降低通信量的同时,提高节点的定位精度,适合移动传感器网络。

关键词 移动传感器网络,节点定位,分布式卡尔曼滤波器,一致性融合

中图分类号 TN915.11 **文献标识码** A

Mobile Sensor Network Node Fast Consensus Filter Localization

QIAN Hui ZHOU Xiang-yun XU Zhi-meng YU Lun

(School of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract Aimed at the dynamic properties of mobile sensor networks topology, a quickly kalman-consensus filter localization scheme was proposed. This algorithm only uses the RSSI value between the communication nodes to quickly adjust fusion step on Metropolis rule. Under the situation of unknown networks topology, more precise localization is achieved steadily by kalman-consensus filter. From the simulation results, compared with Saber algorithm, the proposed scheme can depress the communication consummation and suits mobile sensor networks.

Keywords Mobile sensor networks, Node localization, Distributed kalman filter, Consensus fusion

1 引言

节点定位是无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)最重要的研究课题之一,它是 WSN 有效地完成环境感知、信息收集和预测等功能的支撑条件。目前,无线传感器网络的定位算法主要包括基于接收信号强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)、到达时间(Time of Arrival, TOA)或到达角度(Angle of Arrival, AOA)的测距定位算法以及 DV_HOP(Distance Vector-Hop)、凸规划等无需测距的定位算法^[1,2]。受到网络随机部署、部分节点会不断移动或过早死亡等因素的影响,无论是测距还是无需测距的静态定位算法都普遍面临定位精度不高的问题。

近年来,针对移动传感器网络的动态拓扑特性,国内外专家学者提出了多种基于协作的定位算法,如分布式非测距算法^[3]、蒙特卡罗定位算法^[4]、分布式卡尔曼滤波定位算法^[5]等。其中,分布式卡尔曼滤波定位算法将一致性思想引入传感器网络信息处理方法,可迅速适应网络拓扑结构的变化,具有收敛速度快、鲁棒性强等特点^[6-9]。因此,受到了人们的广泛关注。

分布式卡尔曼一致滤波算法主要利用传感器节点与其邻居节点之间的信息交换,对网络内所有节点的观测数据和估计协方差值进行一致化处理,从而达到提高定位精度的目的。

由于网络其它节点的状态信息只能通过多跳的方式传输给邻居节点,因此在状态信息的一致化融合过程中,传感器节点与其邻居节点之间必须要进行多次信息交换。多次信息交换导致了节点之间的通信量不断增加。受到无线网络的传输延迟和丢包问题的影响,该方法的复杂性和稳健性会随着网络规模的增加而不断下降。针对该问题,文献[8-10]分别利用特征值分解、最陡下降梯度等方法,对分布式卡尔曼滤波算法的一致性权值进行了优化。这些权值优化方法虽然可以有效地提高定位精度,但是计算量较大,实用性不强。

本文结合传感器节点的 RSSI 信息,通过选择信息交换的传感器节点,提出了一种基于加权信息矩阵的无线传感器网络移动节点快速定位算法。该方法实现方法简单,而且可以有效地降低信息融合所需的通信量,克服卡尔曼一致滤波需要网络拓扑结构相对稳定的缺陷,能更好地应用在分布式无线传感器网络信息处理中。本文的实验仿真说明,该算法受网络拓扑结构变化的影响较小,在网络拓扑结构呈现时变特性时,仍然能获得满意的定位精度。因此,该算法适合户外大规模随机部署的应用场合。

2 卡尔曼一致性滤波定位算法

本文算法的定位过程主要分为两个阶段。在第一阶段,移动节点根据信标节点的信号强度进行初步定位。在第二阶段

到稿日期:2012-05-26 返修日期:2012-06-20 本文受国家自然科学基金(60672146),国家自然科学基金(重点)仪器专项(60827002),福建省教育厅资助项目(JA10040),福州大学科技发展基金(2010-XY-23)资助。

钱 慧(1977-),女,博士,讲师,主要研究方向为压缩感知、无线传感器网络, E-mail: qianhui9@vip. sina. com.

段,移动节点与邻居节点相互通信,获取邻近节点的定位估计,并在此基础上对位置信息进行迭代更新,使得各传感器节点的状态信息趋近一致。

2.1 移动传感器网络节点移动模型

本文考虑的移动传感器网络是一个信标节点和未知节点都会移动的场景。假设 GPS 节点为信标节点,网络包含 n 个移动节点,其中有 M 对节点可以相互通信。假定移动节点的运动轨迹覆盖整个传感区域,移动方式服从高斯马尔可夫模型:

$$v_i^{k+1} = \alpha v_i^k + (1-\alpha)v_{i,mean} + \gamma_v \sqrt{1-\alpha^2} \quad (1)$$

$$\theta_{k+1} = \alpha \theta_k + (1-\alpha)\theta_{i,mean} + \gamma_\theta \sqrt{1-\alpha^2} \quad (2)$$

式中, v_{k+1}, θ_{k+1} 表示第 $k+1$ 个时刻第 i 个节点的移动速度和方向, α 是随机调节参数, $v_{i,mean}, \theta_{i,mean}$ 是平均速度和平均运动方向, γ_v, γ_θ 是高斯随机变量的均值。第 i 个节点在第 k 个时刻的位置为:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^k \times \cos(\theta_k) \quad (3)$$

$$y_i^{k+1} = y_i^k + v_i^k \times \sin(\theta_k) \quad (4)$$

2.2 定位算法原理

本文以 RSSI 测距技术为基础,计算 GPS 信号和未知节点之间的距离。无线传感器网络中未知节点的状态方程为:

$$X_i^{k+1} = AX_i^k + Bw_i^k \quad (5)$$

式中, $X_i^{k+1} = (x_i^{k+1}, y_i^{k+1})^T$ 表示未知节点在第 k 个时刻的位置信息进行滤波迭代处理后的坐标向量, A 是状态转移矩阵, w_i^k 表示节点位置的干扰噪声, B 是系统噪声控制矩阵。

本文以信标到未知节点之间的距离作为观测向量,令 $d_i^k = \sqrt{(x_i^k - x)^2 + (y_i^k - y)^2}$, (x_i^k, y_i^k) 为第 i 个传感器节点收到的 x 方向及 y 方向的距离,第 i 个传感器节点收到的观测向量为:

$$Z_i^k = H_i^k X_i^k + v_i^k \quad (6)$$

式中, $H_i^k = \begin{bmatrix} \frac{\partial d_i}{\partial x_i} & \frac{\partial d_i}{\partial y_i} \end{bmatrix}$, v_i^k 为测量噪声。假设 w_i^k 和 v_i^k 相互独立,且都服从高斯分布,其方差为:

$$\text{cov}(w_i^k, w_i^k) = Q(k)\delta(k-1) \quad (7)$$

$$\text{cov}(v_i^k, v_i^k) = R_i(k)\delta(i-j)\delta(k-l) \quad (8)$$

定义 ϵ 为一致性滤波融合步长,一般为大于零、小于 $1/\Delta$ (Δ 为网络内已知最大邻居节点的数目)的常数。假设未知节点有 $J_i = N_i \cup \{i\}$ 个邻居节点,在第 k 个时刻,未知节点位置的估计值为:

$$\hat{X}_i^k = \bar{X}_i^k + M_i^k (p_i^k - S_i^k \bar{X}_i^k) + \epsilon M_i^k \sum_{j \in N_i} (\bar{X}_j^k - \bar{X}_i^k) \quad (9)$$

式中, \bar{X}_i^k 为第 i 个节点上一状态的估计值, p_i^k 为邻居节点的观测融合值:

$$p_i^k = \sum_{j \in J_i} (H_j^k)^T (R_j^k)^{-1} Z_j^k, \forall j \in J_i \quad (10)$$

M_i^k 为一致性融合权值:

$$M_i^k = ((P_i^k)^{-1} + S_i^k)^{-1} \quad (11)$$

式中, P_i^k 是协方差的融合值, S_i^k 为观测值:

$$S_i^k = \sum_{j \in J_i} (H_j^k)^T (R_j^k)^{-1} H_j^k, \forall j \in J_i \quad (12)$$

估计值的协方差为:

$$(P_i^k)^+ = A M_i^k A^T + B Q_i^k B^T \quad (13)$$

卡尔曼一致性滤波算法利用一致性融合策略将局部卡尔曼滤波器的估计状态拓展为无线传感器网络的全局估计状

态。网络中每个传感器节点都相当于一个简化的信息融合中心,未知节点的定位估计值依据邻居节点传送的信息量不断优化,可以在具有动态拓扑结构的移动传感器网络中获得较优的估计效果。

3 算法设计

3.1 一致性权值优化

卡尔曼一致性滤波算法一般要求融合网络内所有节点的估计值、协方差值和观测值。定位算法只有在网络拓扑结构保持相对稳定时,才能获得较优的定位效果。然而,在许多移动传感器网络的具体应用中,网络拓扑结构会不断变换。因此,只有快速调整融合过程的一致性权值,降低定位所需传递的通信量,定位算法才能获得较优的效果。

为了降低节点之间的通信信息量,本文假定传感器网络仅融合局部卡尔曼滤波器的估计值,将局部卡尔曼滤波器的式(9)改写为:

$$\hat{X}_i^k = \bar{X}_i^k + \sum_{j \in N_i} w_{i,j}^k (A_j^k \bar{x}_j^k - A_i^k \bar{x}_i^k) \quad (14)$$

式中, $w_{i,j}^k$ 为加权系数。由于在本文考虑的无线传感器网络中,节点和信标都在不断地移动,网络拓扑结构也会发生相应的变化,因此,本文通过建立一致性融合权值的信息矩阵来达到优化定位算法的目的。

在 k 时刻,定义加权系数的先验信息矩阵为 $I_i^k = (P_i^k)^{-1}$,一致性融合的权值为:

$$w_{i,j}^k = \epsilon_{ij} ((I^k)^k)^{-1} (I_i^k), j \in N_i \quad (15)$$

式中, $(I^k)^k = \epsilon_{ii}^k I_i^k + \sum_{j \in N_i} \epsilon_{ij}^k I_j^k$, ϵ_{ij} 和 ϵ_{ii} 为一致性融合步长,它们满足条件:

$$\epsilon_{ii} + \sum_{j \in N_i} \epsilon_{ij} = 1 \quad (16)$$

本文从无线传感器网络的实际应用出发,依据著名的 Metropolis 准则,在每个时刻仅考虑一对通信节点之间的信息交互问题,以降低融合过程的计算量。以未知节点接收到从其邻居节点接收到的信号强度为基础,调节一致性融合的步长:

$$\epsilon_{ij}(k) = \begin{cases} \frac{1}{1+d_{i,j}}, & \text{当 } \{i,j\} \in N_i \\ 1 - \sum_{(i,l) \in N_i} \epsilon_{ij}(k), & \text{当 } i=j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $d_{i,j}$ 表示在 k 时刻,第 i 个节点从 j 个节点处接收到的 RSSI 值。RSSI 值充分反映了外界通信环境的影响,以 RSSI 作为加权参数可以有效地提高算法精度。

3.2 算法步骤

本文假设移动传感器网络内所有节点都具有移动特性,移动信标节点不断向外发布定位信息,网络拓扑结构随时间的变化而不断改变。算法的基本步骤为:

1) 在观测区域内布置规定的信标节点,每个信标节点周期性地向外发布 RSSI 信息包;

2) 传感器节点根据接收到的 RSSI 信息计算自身与信标节点的相对距离,以该距离观测值作为局部卡尔曼滤波器的初始估计值 Z_i^k ;

3) 移动传感器节点向外周期地发布 RSSI 信息包和估计值。各个节点接收来自其他节点的信息,并依据式(15)和式(17)计算融合权值以及步长;

4) 依据卡尔曼滤波算法,计算定位:

a) 计算卡尔曼滤波器增益;

$$K_g^k = \frac{P_j^k (H_j^k)^T}{(H_j^k)^T P_j^k H_j^k + R_j^k} \quad (18)$$

b)更新协方差矩阵:

$$P_i^{k+1} = F_j^k P_i^k (F_j^k)^T + G_j^k Q_j^k G_j^k - F_j^k P_i^k (I - K_g^k H_j^k) (F_j^k)^T \quad (19)$$

c)更新估计值:

$$\hat{x}_i^k = F_j^k \hat{x}_i^{k-1} + K_g^k (z_i^k - H_j^k \hat{x}_i^{k-1}) + \epsilon \sum_{j \in N_i^k} w_{i,j}^k (F_j^k \hat{x}_j^{k-1} - F_j^k \hat{x}_i^{k-1}) \quad (20)$$

4 仿真分析

4.1 环境和参数设置

本节以 Matlab 作为仿真平台,分析算法的定位性能。假设在 100m×100m 的矩形域内随机布撒 30 个节点,每个节点之间的最大通信距离为 60m。在 30 个节点中,随机设置 4 个信标节点。网络内移动节点的平均速度为 $2\sqrt{2}$ m/s,信标节点移动较为缓慢,其平均速度为 0.1m/s。信标节点和未知移动节点都依据高斯马尔可夫模型不断移动。信号节点平均移动方向为 $\theta=90^\circ$,未知节点的平均移动方向为 $\theta=45^\circ$ 。

随着信标节点的不断移动,每一次无线传感器网络的拓扑结构都是不一致的。假定未知节点的起始位置为(-40m, -40m),在 40s 后信标节点的拓扑结构和未知节点移动的轨迹如图 1 所示。图中方形标识表示移动节点,圆形为未知节点。

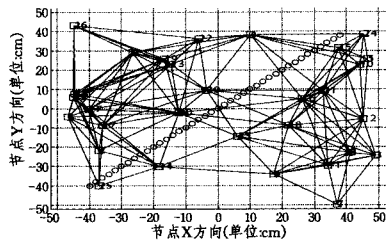


图 1 网络拓扑结构

假定信标测距存在正态误差,仿真实验参照表 1 所列参数。

表 1 仿真参数

参数	值
网络节点/(个)	30
信标发送信息间隔/(s)	1
测距误差/%	10
信标移动速度/(m/s)	0.2
未知节点移动速度/(m/s)	$2\sqrt{2}$
迭代次数	200

4.2 结果分析

为了分析算法的基本性能,本文将提出的改进算法与 Saber 等学者提出的算法进行比较。本文的实验包括定位误差测量和通信量测量两个部分。

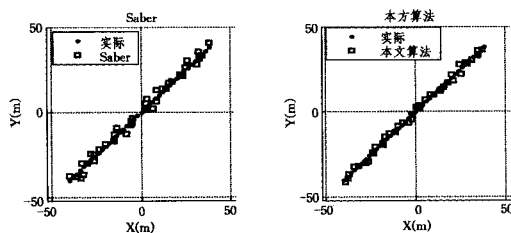


图 2 估计坐标图

首先,仿真实验随机改变网络的拓扑结构,对比两种算法的定位精度。图 2 显示了迭代 200 次后,两种算法的估计坐标轨迹。从图中可以看出,本文算法估计的坐标较为靠近真实的坐标值,而 Saber 算法估计的坐标则较为分散。由此可知,相对于 Saber 算法本文算法更能提高节点的定位精度。为了更加直观地分析实验结果,定义定位误差为:

$$\begin{cases} Error_x = |\bar{x} - x| \\ Error_y = |\bar{y} - y| \end{cases} \quad (21)$$

表 2 显示了图 2 所示的仿真实验中获得的定位误差数据。从表 2 可以看出,本文算法的最大定位误差远小于 Saber 算法。

表 2 定位误差

定位误差	Saber	本文算法	
Error _x	最大值(m)	2.96	1.94
	最小值(m)	0.06	0.04
	平均值(m)	1.46	1.16
Error _y	最大值(m)	2.99	1.99
	最小值(m)	0.05	0.01
	平均值(m)	1.43	0.98

图 3 显示了图 2 所示仿真实验在不同时刻下,在 x 方向和 y 方向上的定位误差。从图中可以看出,在相同的时刻,本文提出的改进算法在 x 方向和 y 方向的误差总是小于 Saber 算法。这说明在无线传感器网络中,Metropolis 准则的定位算法可以优化选择测量噪声小的通信节点作为邻居节点,从而能够以较小的误差准确定位节点的位置。且受网络变化的影响较小,算法的鲁棒性更强。

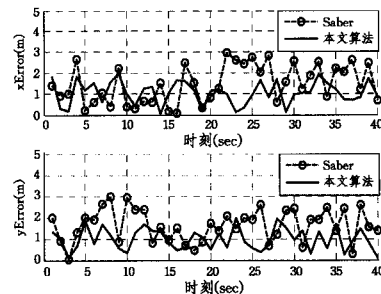


图 3 不同时刻的定位误差

接下来的仿真实验不改变其他仿真参数,在网络融合过程中,对节点之间相互交换的信息进行 8 比特量化,分析两种算法所需的最小通信量。图 4 显示在相同的条件下,两种算法在不同时刻所需要的通信量。从仿真结果可以看出,本文的算法所需要的通信量在 70bits 左右,而 Saber 算法则需要 130bits 左右的信息量。本文算法在网络中的节点通信量远低于 Saber 算法。

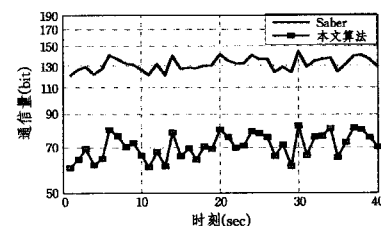


图 4 不同时刻的通信量

结束语 本文针对移动传感器网络的节点问题,提出了一种基于 Metropolis 准则的一致性权值优化分布式卡尔曼滤波定位算法。相对于其他移动传感器网络定位方法来说,该

算法的主要特点是网络内节点无需关注当前网络的拓扑结构。在定位过程中,节点之间仅交换定位估计值,就可以有效降低网络通信量。由于实际中 RSSI 值极易受到外部环境干扰,甚至同一节点在不同时刻的 RSSI 值都会发生变化,因此,衰弱环境下移动无线传感器网络的定位算法优化问题是我们下一步的研究方向。

参考文献

[1] 王福豹,史龙,任非原. 无线传感器网络中的自身定位系统和算法[J]. 软件学报,2005,16(5):857-868
 [2] 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
 [3] 嵇玮玮,刘中. DV-Hop 定位算法在随机传感器网络中的应用研究[J]. 电子与信息学报,2008,30(4):970-974
 [4] 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
 [5] Reza O-S. Distributed kalman filter with embedded consensus

filters[C]//Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and European Control Conference. Seville; Eduardo F. Camacho,2005:8179-8184

[6] Carlir, Chusoa, Schenato L, et al. Distributed kalman filtering based on consensus strategies[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2008,26(4):622-633
 [7] Msechu E J, Roumeliotis S I, Ribeiro A, et al. Decentralized quantized kalman filtering with scalable communication cost[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2008,56(8):3727-3741
 [8] Khan U A. Distributed sensor localization in random environments using minimal number of anchor nodes [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(5):2000-2016
 [9] Kar S, Moura J M F, Scaglione A. Gossip algorithms for distributed signal processing[J]. Proceedings of the IEEE,2010,98(1):1847-1864
 [10] 王林,张国忠,朱华勇,等. 面向移动传感器网络的自适应一致性融合估计方法[J]. 上海交通大学学报,2011,45(3):383-392

(上接第 127 页)

比较两个算法的性能,结果如表 1、表 2 所列。收敛判据为相对残差小于 10^{-4} 。从两组实验结果来看,由于受并行机速度和网络结构以及求解问题的性质等影响,当处理器数目为 1 时,Orthodir(m)算法优于 IOrthodir(m)算法。随着处理器数目的增大,IOrthodir(m)算法的性能要渐渐优于 Orthodir(m)算法。

表 1 2000 阶矩阵(单位:秒)

处理器数目	Orthodir(m)	IOrthodir(m)	$\eta(\%)$
1	99.6	102.3	-2.7
2	65.5	65.1	0.61
4	45.3	44.7	1.32
8	31.2	29.8	3.35
16	20.7	18.9	8.69

表 2 3000 阶矩阵(单位:秒)

处理器数目	Orthodir(m)	IOrthodir(m)	$\eta(\%)$
1	151.2	155.1	-3.9
2	110.3	110.2	0.0
4	80.5	77.5	3.72
8	61.1	56.3	7.85
16	49.7	44.1	11.26

结束语 给出的改进 IOrthodir(m)算法具有与原算法相同的收敛速度,没有增加计算量。从理论上证明了该算法具有比原算法更好的扩展性,算法性能更优,最高时性能提高比例能达到 50%。从实验结果数据来看,随着处理器数目的增加,IOrthodir(m)算法的性能优于 Orthodir(m)算法,扩展性方面也更好,更适合于并行计算。理论和实验都证明了 IOrthodir(m)算法是一种更优、扩展性更好的算法。

由于实验室条件有限,下一步打算在更大规模机群上进行实验,验证理论结果。参考文献[1]中的方法,从充分利用局存中数据、数据分配时的负载均衡、通信与计算重叠等方面改进该算法,提高算法效率。

参考文献

[1] 李晓梅,吴建平. Krylov 子空间方法及其并行计算[J]. 计算机科学,2005,32(1):19-21

[2] 张理涛,黄廷祝,谷同祥,等. 一种适合于分布式并行计算改进的平方共轭残差法[J]. 微电子学与计算机,2008,25(10):16-20
 [3] 刘杰,迟利华,胡庆丰,等. 一种改进的适合并行计算的 TFQMR 算法[J]. 计算机研究与发展,2005,42(7):1235-1241
 [4] Dazevedo E, Eijkhout V, Romaine C. Reducing communication costs in the conjugate gradient algorithm on distributed memory multiprocessors[J]. University of Tennessee, Knoxville; LAPACK Working Note,1992,56:200-207
 [5] Merurant G. Multitasking the conjugate gradient on the Cray X-MP/48[J]. Parallel Computing,1987,5(2):267-280
 [6] Saad Y. Krylov subspace methods on supercomputers. SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing,1989,10(8):1200-1232
 [7] 刘杰,刘兴平,迟利华,等. 一种改进的适合并行计算的共轭剩余算法[J]. 计算机学报,2006,29(3):14-17
 [8] Young D M, Jea K C. Generalized conjugate gradient acceleration of nonsymmetrizable iterative methods: Part II[C]// the nonsymmetrizable case,CNA-163, Center for Numerical Analysis, Univ. of Texas. Austin,1980:809-910
 [9] 张文生. 科学计算中的偏微分方程有限差分法[M]. 北京:高等教育出版社,2006:208-210
 [10] Yang L T, Brent R P. Quantitative performance analysis of the improved quasi-minimal residual method on massively distributed memory computers Advances in Engineering Software[J]. 2002,33(1):169-177
 [11] Saad Y. Iterative Methods for Sparse Linear Systems[M]. Boston:PWS Publishing Company,1996
 [12] Saad Y. Iterative Methods for Sparse Linear Systems[M]. Philadelphia,USA:Society for Industrial and Applied Mathematics,2003:143-200
 [13] 莫则尧. 大型科学与工程应用程序并行化关键技术及其应用研究[D]. 北京:北京应用物理与计算数学研究所计算物理实验室,1999
 [14] 迟利华. 大型稀疏线性方程组的并行计算[D]. 长沙:国防科技大学,1998
 [15] 谷同祥. 大型稀疏线性方程组的并行非恒定迭代方法[D]. 北京:北京应用物理与计算数学研究所计算物理实验室,2001