

基于粒子滤波的移动物体定位和追踪算法*

周帆, 江维, 李树全, 张玉宏, 曾雪, 吴跃

(电子科技大学 计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731)

通讯作者: 周帆, E-mail: fan.zhou.uestc@gmail.com

摘要: 提出一种基于粒子滤波的目标定位算法 PFTL (particle filter based target localization) 以及一种基于网络覆盖问题的节点组织策略 SAC (sampling aware tracking cluster formation). PFTL 的基本思想是, 采用一系列带权粒子 (weighted particles) 来预测移动物体位置的后验分布空间, 每个新时刻根据传感器的测量数据来权衡和定位目标. PFTL 通过引入误差容忍 (error tolerant) 的方式来存储和发送目标位置数据, 使汇聚点关于物体位置信息的数据误差在一个可控的范围内, 进而极大地减少网络通信负荷. SAC 基于传感器采样离散化的特点来制订数据融合策略, 并以最大化覆盖物体运动轨的方式动态地选取节点和进行节点簇的有效组织. 模拟实验结果表明, 与现有的几种定位算法和追踪协议相比, 结合 PFTL 算法和 SAC 策略能够以较小的代价取得更好的定位效果和网络负载均衡, 进而延长网络寿命.

关键词: 无线传感器网络; 目标定位; 目标跟踪; 粒子滤波; 覆盖问题

中图法分类号: TP393 **文献标识码:** A

中文引用格式: 周帆, 江维, 李树全, 张玉宏, 曾雪, 吴跃. 基于粒子滤波的移动物体定位和追踪算法. 软件学报, 2013, 24(9): 2196–2213. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4367.htm>

英文引用格式: Zhou F, Jiang W, Li SQ, Zhang YH, Zeng X, Wu Y. Moving target localization and tracking algorithms: A particle filter based method. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(9): 2196–2213 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4367.htm>

Moving Target Localization and Tracking Algorithms: A Particle Filter Based Method

ZHOU Fan, JIANG Wei, LI Shu-Quan, ZHANG Yu-Hong, ZENG Xue, WU Yue

(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)

Corresponding author: ZHOU Fan, E-mail: fan.zhou.uestc@gmail.com

Abstract: This paper proposes a particle filter based target localization (PFTL) algorithm, and a sampling aware tracking cluster formation (SAC) scheme for organizing the sensor nodes, which maximizes the coverage area of target's trajectory in each cluster. The key idea of PFTL is to represent the possible locations of mobile target with a number of weighted particles, and to estimate the particles for computing the position of the object when the range measurements are available at next sampling time step. The motivation behind PFTL is that if the sink is willing to tolerate a small error, regarding the position of the target, the in-network communication can be greatly decreased, as well as the consumed energy, which is the most precious resource in wireless sensor networks. To balance the computation and communication overhead of network, this study designed a node scheduling scheme SAC, which dynamically clusters the sensors aimed at minimizing the times of tracking data hand-offs, so as to save the energy expenditure. Extensive simulations are conducted to verify the proposed methodologies, and the results reveal that PFTL and SAC not only reduce the localization error, but also efficiently extend the network lifetime.

Key words: wireless sensor network (WSN); mobile target localization; moving object tracking; particle filter; coverage problem

无线传感器网络 (wireless sensor network, 简称 WSN) 中, 传感器节点普遍具有事件感应、测量、数据收集和

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61003032, 60903158); 高等学校博士学科点专项科研基金 (20070614008)

收稿时间: 2011-07-06; 修改时间: 2012-10-10; 定稿时间: 2012-12-27

处理的能力.网络中的节点能够以自组织分布式的方式实施信息通信.在典型的 WSN 应用中,大量的传感器节点被部署于事件发生区域内,它们通过无线多跳网络组织链接在一起,协作完成某一特定用途的数据收集、传输和处理任务,如民用领域的环境监测和交通控制、军事目的的入侵检测等.

移动物体的定位和跟踪(mobile target localization and tracking,简称 MTLL)是无线传感器网络的经典应用之一.在移动物体跟踪应用场景中,由于传感器节点具有检测物体相对位置的能力,它能借助与附近节点的信息通信及数据融合(data fusion)来估计目标位置,这一过程被称为定位(localization);而在物体移动过程中,其位置和移动信息等重要数据需要沿着移动轨迹传递(hand-off),而这类研究议题则归属于移动目标的追踪问题.为达到数据收集目的,还需要通过网络拓扑结构中的某一路径将物体移动信息传输到汇聚节点(sink),以供用户进行监控和目标行为分析.

为了满足应用需求,目前已有一些学者和机构着手研究有效的 MTLL 策略.其中的研究热点和难点主要有以下几个方面:首先是设计和使用有效的定位算法,如基于测量的(range-based)三边定位方法(trilateration,广泛应用于 GPS 和雷达装置)^[1-3],以及只依据节点连通性能的 range-free 方式定位算法^[4-7];其次是研究物体运动区域的覆盖问题和相应的节点部署模式^[8-11];另外,如何制订有效、低能量消耗的跟踪算法以及高效、稳定的数据融合策略,是影响移动物体跟踪效果的关键工作,此方面也有一些重要研究成果^[12-14].

粒子滤波是一种基于顺序蒙特卡洛方法(sequential Monte Carlo)的贝叶斯推理(Bayesian inference)过程,广泛应用于机器人定位和跟踪的方法^[15],其基本思路是,使用一系列带权重的样本来表示物体位置的分布空间,并基于“预测-更新”这一循环过程来实现定位和迭代式跟踪移动物体.由于粒子滤波能够广泛地应用于解决统计推理和参数估计等问题,近年来被逐渐借鉴到无线传感器研究领域,比如:文献[16]使用粒子滤波解决基于信息驱动的节点组织和协调问题;文献[17]使用其进行移动传感器节点的定位.然而,现有无线传感器网络下基于粒子滤波的定位和跟踪算法中,物体的位置信息数据传输策略通常需要随时更新物体的位置信息,而这一方式会极大地增加网络中局部节点的计算和通信负担,因而其定位和追踪并不高效.并且,现有的粒子滤波算法中工作节点通常选用物体附近的传感器,而这一方法会增加节点簇的数量,进而增加网络中的通信量.Samuel 等人的研究^[18]表明,在无线传感器网络中,节点通信产生的能量消耗要远大于事件感知和测量及传感器 CPU 计算所产生的能量消耗.而 WSN 中能量资源有限是传感器网络最重要的特征之一,因此,如何设计一种更高效且低能耗的方法来实施移动物体的定位和跟踪,节约更多的电池消耗,延长 WSN 的生命周期,是本文研究目标.

本文研究集中于移动物体的定位和追踪算法,提出一种基于粒子滤波的目标定位方法 PFTL(particle filter based target localization),并设计了一种基于目标轨迹最大覆盖问题的节点组织策略 SAC(sampling aware tracking cluster formation),形成一套相应的移动物体跟踪和数据融合方案.与其他研究工作不同的是,PFTL 采用一种误差容忍(error tolerant)的方式存储和发送有关物体位置信息的数据,使汇聚到 sink 节点的关于物体位置信息的数据误差在一个可控的范围 ε 内.同时,定位过程中使用误差在 ε 内的跟踪数据对物体运动轨迹进行预测.在更新时,如果定位位置与预测数据绝对差值在范围 ε 内,则不进行数据更新;否则,PFTL 使用当前定位数据来刷新 sink 数据和跟踪数据.另一方面,SAC 设计为一种选取最大化覆盖物体运动轨迹的节点来动态地进行节点簇组织和数据融合的策略,这是基于传感器感知过程离散化(discrete)的考虑,用减少跟踪过程中节点簇数量的方式来减少网络能耗.仿真实验表明,本文提出的 PFTL 定位方法可在牺牲微小的定位准确性上(精确度与 ε 的值成反比)较大幅度地降低网络中的通信量(近 60%~70%的节点能耗节省),并提高网络负载均衡.另外,模拟实验还表明,SAC 策略能够在不降低定位和跟踪精确性上更进一步减少簇与簇之间的通信开销,并延长网络寿命(减少近 20%~30%的成簇数量).

本文第 1 节介绍相关工作和本文区别于现有文献的创新点.第 2 节描述问题和本文的网络模型以及一些基本术语.第 3 节和第 4 节分别给出基于粒子滤波的移动物体定位算法 PFTL 和传感器节点的自组织策略和数据融合方式 SAC.第 5 节给出 PFTL 算法和 SAC 策略的验证模拟实验.最后一节总结全文和规划未来的工作.

1 相关工作

无线传感器网络具备的数据采集和自组织网络通信特征使得其非常适用于移动物体的监测、定位和追踪。按照使用额外的距离或者角度测量硬件与否,定位方式分为基于测量的和无需测量两种。现有的基于测量的定位算法普遍基于传感器的测量数据,如信号到达时差(time difference of arrival,简称 TDOA)、入射角检测(angle of arrival,简称 AOA)以及信号强度指标(radio signal strength indication,简称 RSSI)等,物体的位置可根据三边定位(或者多边定位 multilateration)等方式进行估计。基于测量的定位算法的有效性依赖于传感器测量数据的精确度,而制造技术的发展已经使得测量结果能够达到厘米级别^[19]。

由于基于测量的定位算法需要传感器具有额外的测量装置,一些研究者提出了只依赖于节点连通性的定位算法,如 Centroid 算法^[4]、DV-hop 方法^[5]、Gradient 定位算法^[6]和 APIT 算法^[7]等。Centroid 是一种轻量级的定位方法,已知位置信息的锚节点(anchor node)广播其位置信息给其邻节点,位置未定节点(unlocalized nodes)计算其收到广播信息的锚节点的几何中心作为其定位位置。DV-hop 是一种基于距离向量路由法的定位方式^[5],通过泛洪策略来广播锚节点的信息和到达各个未定位节点的跳数(hop-count),系统从而估计网络中平均每一跳的距离。未定位节点则根据多边定位的方式来计算自己的位置。Gradient 使用类似于 DV-hop 估计网络平均每跳距离的技术,但是采用了不同的评估算法^[6]。He 等人提出了 APIT 定位方法^[7],首先将整个网络根据锚节点划分为众多三角区域,未定位节点再执行一种称为 PIT(point-in-triangulation)的过程来确定其是否在它相邻(可以通信)的任意 3 个锚节点所组成的三角范围内。对于所有其相邻的锚节点的可能组合重复这一操作,一直达到需要的精度或者所有组合都测试完毕。

总体来说,虽然 range-free 定位算法具有低耗费和轻量级的优点,现有的 range-free 算法在准确性上还无法满足某些需要精确定位的应用要求。并且,range-free 定位方法往往需要特别地部署节点以达到连通性要求,因此当网络中有空洞或者在连通性较差的网络中,节点的定位效果还不能满足应用要求。更重要的是,除非目标本身自带传感器,否则 range-free 的方式并不适用于移动物体定位。

根据网络中节点移动与否,无线传感器网络可分为静态节点(static nodes)网络和动态节点(mobile nodes)网络。在动态节点网络中,未定位节点首先需要依靠已知位置的锚节点进行定位,所使用的方法如 range-free 方式或者顺序蒙特卡洛方法等。Hu 等人^[17]介绍了一种以 range-free 的方式基于粒子滤波来定位移动节点的方法 MCL(Monte Carlo localization)。MCL 只需要知道移动节点的基本信息(如最大速度),而传感器没有测量功能,也不知道网络的拓扑结构,包括未定位节点和锚节点都以不规则的方式移动。同时,MCL 还利用节点的移动性来提高定位的精确度和减少锚节点的比例。在 MCL 基础上,Rudafshani 等人^[20]拓展出了 MSL(Mobile and static localization)和 MSL*两种版本的定位算法。这两种算法可以扩展到静态节点网络上,并且在选取参考节点时,MSL 和 MSL*用一个阈值来控制采样的权重,从而选择使用那些具有更精确定位效果的相邻节点,这样可以降低网络中锚节点的数量和加快算法的收敛速度。其中,尽管会额外带来一定的通信和计算开销,拓展版 MSL*方法比原始 MSL 方法具备更好的定位准确度。Dil 等人^[21]在 MCL 的基础上延伸出一种不依赖于测量值的基于粒子滤波的移动节点定位方法,文献[21]表明,通过使用锚节点的测量数据,该方法将节点的定位准确度提高了 6%~10%。文献[22]进行了在真实部署环境下节点的定位研究。

由于现有的大部分传感器网络属于静态节点网络,尤其是用于移动物体追踪时,能获得更好的定位准确度和更高的追踪稳定性。这是因为动态节点网络依赖于锚节点的数量(或比例)和迭代定位法的准确性,而迭代的过程中定位误差有累积效应,从而导致结果准确性严重下降。考虑到现在已部署的成熟的传感器网络基本都属于静态网络,如弗吉尼亚大学的 VigilNet 项目^[23]、伯克利大学的 Trio^[24]等,因此本文的研究是基于静态节点网络环境下的移动物体追踪,但是该方法可以很容易拓展到动态节点网络上。与 MCL 和 MSL 等基于粒子滤波的定位方法不同,本文提出的 PFTL 算法是基于传感器测量信息的 range-based 方法,因而具有更好的定位效果。另外,由于 PFTL 引入误差容忍参数来控制汇聚点关于物体位置的信息,在牺牲微量位置信息准确度的条件下,较大幅度地降低了网络通信和计算消耗。

与目标定位相伴的是如何制定高效和低能耗的移动物体跟踪策略。其中,传感器节点的组织 and 协作以及相

应的激活/休眠(active/sleep)机制是整个策略的关键所在.基于簇(cluster)对节点进行组织是跟踪算法常用的形式.除了基于簇的传感器节点自组织形式外,Zhang 和 Cao^[13]提出了一种根据物体位置的移动将传感器节点动态自组织成树状结构(tree-based),并对目标进行检测、跟踪和传递数据的方法.文献[25]预先定义一系列簇和簇头节点 CH(cluster heads),其中,CH 比其他普通节点具有更大的检测范围和计算能力,簇与簇之间的通信都经过 CH 进行.Brooks 等人^[26]将网络划分为一组单元元(cell,类似于簇),划分依据移动物体的速度,即速度越高,单元的节点数量越多.在文献[27]中,簇是动态形成的,簇头为高能节点.当簇头被激发后,会选择邻近的节点加入此簇,并提供检测信息.在文献[28]中,簇头存储该簇内所有节点的位置信息.当此物体在该簇内运动时,簇头首先选择簇内距离目标物体最近的 3 个节点对物体的运动轨迹进行检测,然后由此对该物体进行定位.Zou 等人^[29]在网络边界部署一些高能传感器节点,实时地对进入网络区域的物体进行监测.当监测到有物体进入时,发送给簇头节点一个字节的警示信息,收到警示信息后,簇头节点唤醒目标物体周围可能存在的邻近节点,并由簇头和这些被唤醒邻节点对物体进行跟踪和定位.由于形成节点簇以及簇与簇之间的通信会消耗掉大量的节点能量^[30],而以上节点簇组织策略没有考虑如何以低能耗的方式形成簇和如何减少簇的数量,因而能耗较大.本文提出的 SAC 机制是一种基于物体轨迹的预测来预安排节点簇的组织策略,并利用传感器离散化采样的特点尽量地减少簇的数量,从而较大程度地减少网络通信负担.

2 问题描述和系统模型

2.1 问题描述

与使用雷达和 GPS 相比,基于 WSN 的移动物体定位和跟踪具有如下特性:1) 传感器节点以自组织的形式形成通信网络.为了确保追踪的稳定性和准确性,节点部署需要保证达到一定的密度,并且能够覆盖物体的运动区域;2) 传感器节点通常是以电池的形式提供能量.在多数情况下电池无法替换,追踪协议需要尽量少地开启节点,同时尽量不牺牲精确性.因此,以能量损耗最小的方式管理传感器节点成为重要准则;3) 由于节点需要根据移动物体的位置而激活或进入休眠状态,网络拓扑结构是动态变化的;4) 网络通信能量开销远大于事件感知和计算的能耗.

图 1 展示了一个 WSN 中物体定位和追踪典型场景,在时刻 t ,距离物体的距离在传感器检测范围(sensing range)内的节点(深色实心点)进入工作模式,而其他节点休眠以节约电池能量.在每一个采样时刻,网络需要根据工作节点的测量数据进行融合和计算,从而定位和确定移动物体在该时刻下的位置信息,以元组(location,time)的形式记录和存储时空(spatio-temporal)数据.另外,根据不同的应用要求,物体时空信息以某种路由方式(如 face routing)传送到系统指定汇聚节点 sink.本文采用基于粒子滤波的 PFTL 算法来定位物体,并且以一种误差容忍的方式来控制 sink 关于物体的位置信息(第 3 节).

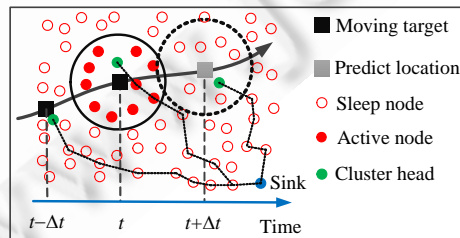


Fig.1 Example of localizing and tracking of moving object

图 1 移动物体定位和追踪示意图

同时,沿着物体的运动轨迹,时空数据(location,time)和追踪信息需要在簇头节点之间进行传递(如图 2 所示).在时刻 t ,当前簇头节点 CH_t 需要根据移动信息预测物体在下一个采样时刻 $t+\Delta t$ 的位置,提前唤醒在时刻 $t+\Delta t$ 能够检测到物体,并且能够最大化覆盖目标的节点作为接下来的 k 个采样时刻跟踪算法的簇头节点.如图 2

中的 $CH_{t+\Delta t}$ 可以覆盖 $k=4$ 个采样时刻,且 $CH_{t+\Delta t}$ 为 CH_t 的 1-hop 节点.另外,簇头节点根据信息最大化原则挑选其邻节点来组成跟踪节点.需要注意的是,对于物体位置的预测不是完全准确的,随着物体运动模式的改变会有一些误差.本文采取 SAC 策略来选择簇头节点和进行节点组织(见第 4 节).

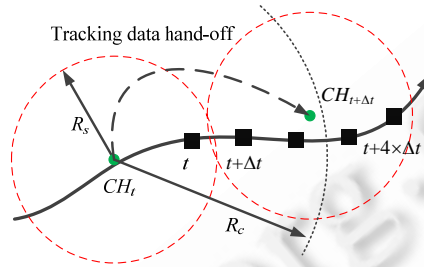


Fig.2 Illustration of transferring tracking data

图 2 跟踪数据传递示意图

2.2 网络模型和相关定义

设一个传感器网络内所有的节点(sensor node)集合为 $SN=\{S_1, \dots, S_N\}$,其中, N 为节点个数.另外,本文假设所有传感器节点依照泊松点过程部署于一个二维空间区域 R 内,且节点位置服从独立均匀分布.设 R 的面积和节点密度分别表示为 $A(R)$ 和 λ ,则 R 内任意区域 r 的平均节点数为 $\lambda \cdot A(r)$,而 r 内节点个数(表示为 $|r|$)为 k 的概率 $(P(|r|=k))$ 为 $(1/k!)e^{-\lambda A(r)}(\lambda A(r))^k$.节点具有距离(通过 TDOA 或者通过 RSSI)检测的能力.

所有传感器节点的通信范围(communication range)和检测范围(sensing range)分别为 R_c 和 R_s .为了确保节点部署区域不存在检测空洞及通信孤立节点,即检测完全覆盖和保证通信连通性,节点通信范围和检测范围满足 $R_c \geq 2 \cdot R_s^{[10,31]}$.某一移动对象 T 能够被传感器 S_i 检测到当其地理位置满足 $\|l_T, l_{S_i}\| \leq R_s$,其中, l_T 和 l_{S_i} 分别表示 T 和 S_i 的二维笛卡尔坐标位置, $\|\cdot\|$ 为计算任意两点欧氏距离的函数.另外,任意一对节点 (S_i, S_j) 可以直接通信当且仅当其位置满足条件: $\|l_{S_i}, l_{S_j}\| \leq R_c$.

另外,移动物体的运动规律符合高斯-马尔科夫运动模型(Gaussian Markov mobility model,简称 GMMM).GMMM 模型下,物体首先被分配一个初始速度和方向,接下来的每个时间点物体的速度和方向都根据前一个时间点的运动数据进行更新^[32]:

$$s_n = \alpha s_{n-1} + (1-\alpha)\bar{s} + \sqrt{(1-\alpha^2)}s_{x_{n-1}} \quad (1)$$

$$d_n = \alpha d_{n-1} + (1-\alpha)\bar{d} + \sqrt{(1-\alpha^2)}d_{x_{n-1}} \quad (2)$$

其中, s_n 和 d_n 分别表示第 n 时刻物体的速度和方向;常量 \bar{s} 和 \bar{d} 为物体速度和方向的平均量; $s_{x_{n-1}}$ 和 $d_{x_{n-1}}$ 是服从高斯分布的随机变量;变量 α 用来调和物体运动轨迹的随机程度,如完全随机的布朗运动时 $\alpha=0$,而线性运动下 $\alpha=1$.

3 PFTL 的设计

PFTL 是一种基于粒子滤波的移动物体定位和状态估计方法,其基本思想基于蒙特卡洛方法和贝叶斯推理,从状态空间采样一系列称为粒子的独立随机变量来表示物体位置分布的后验概率,再根据最新的测量数据衡量每个粒子的权重并估计位置信息.与传统粒子滤波方法不同的是,PFTL 采用一种误差容忍的方式控制汇聚点关于物体位置的信息,并且减少物体位置信息的计算量和网络中数据传输的能耗.

3.1 粒子滤波

本文使用 x_t 表示移动物体在时刻 t 的位置,使用 $y_{0:t}$ 表示从开始时刻到当前时刻 t 的观测序列 $\{y_0, y_1, \dots, y_t\}$.其中,观测序列对应于物体的位置分布序列 $\{x_0, x_1, \dots, x_t\}$.本文考虑动态状态空间下的随机滤波问题:

$$x_{t+1}=F(x_t, N_t) \quad (3)$$

$$y_t=G(x_t, V_t) \quad (4)$$

公式(3)和公式(4)分别代表了状态和测量方程.状态方程(3)描述状态转移概率 $p(x_{t+1}|x_t)$,函数 F 为基于时间的目标状态函数.而测量方程(4)描述了存在测量噪声的情况下的条件概率 $p(y_t|x_t)$, G 为非线性测量函数.独立动态向量 N_t 和 V_t 表示离散时间域内的随机白噪声序列,其中, N_t 表示状态噪声, V_t 为测量噪声.如果考虑线性高斯动态系统,则问题可以在贝叶斯理论下使用卡尔曼滤波分析解决.而无线传感器网络下更为实际的情况是非线性、非高斯的噪声.理论上,当粒子数量 $N \rightarrow \infty$ 时,采用蒙特卡洛方法能对任何真实概率分布逼近完全近似.我们的工作目标之一是在给定测量序列 $y_{0:t}$ 的情况下,估算当前移动物体位置的状态 x_t .

另外,我们假设目标状态服从马尔科夫过程,即当前状态只依赖于其前一状态.用条件概率 $p(x_t|y_{0:t})$ 描述给定观测序列 $y_{0:t}$ 的情况下,物体的状态转移概率 $p(x_t|x_{t-1})$ 可以表示为 $p(x_t|x_{t-1})$.当测量值独立于状态空间的情况下,条件概率 $p(x_t|y_{0:t})$ 可以根据 Bayes 规则迭代计算如下:

$$\left. \begin{aligned} p(x_t | y_{0:t}) &= \frac{p(y_t, y_{0:t-1} | x_t) p(x_t)}{p(y_t, y_{0:t-1})} \\ &= \frac{p(y_t | y_{0:t-1}, x_t) p(y_{0:t-1} | x_t) p(x_t)}{p(y_t | y_{0:t-1}) p(y_{0:t-1})} \\ &= \frac{p(y_t | y_{0:t-1}, x_t) p(x_t | y_{0:t-1}) p(y_{0:t-1}) p(x_t)}{p(y_t | y_{0:t-1}) p(y_{0:t-1}) p(x_t)} \\ &= \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | y_{0:t-1})}{p(y_t | y_{0:t-1})} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中,概率 $p(y_t|x_t)$ 定义了方程(4)中的系统测量噪声模型;先验概率分布 $p(x_t|y_{0:t-1})$ 描述了状态转移概率密度和系统的知识模型,且可以进一步根据时刻 $t-1$ 移动物体状态的条件概率密度 $p(x_{t-1}|y_{0:t-1})$ 使用 Chapman-Kolmogorov 方程计算:

$$p(x_t | y_{0:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{0:t-1}) dx_{t-1} \quad (6)$$

而公式(5)中的分母 $p(y_t|y_{0:t-1})$ 为测量值向量,且有:

$$p(y_t | y_{0:t-1}) = \int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{0:t-1}) dx_t \quad (7)$$

粒子滤波的基本思想是,使用一系列带权重的采样本来近似后验概率,并且基于这些本来估计和计算物体的状态.当样本数量足够大时,用这些采样本来代替真实的后验概率分布.使用 N 来表示独立的随机样本空间,移动物体的后验概率分布 $p(x_t|y_{0:t})$ 可以用这 N 个独立同分布样本(independent identically distribution,简称 i.i.d)来有效近似:

$$p(x_t | y_{0:t}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_t^i) \equiv \hat{p}(x_t | y_{0:t}) \quad (8)$$

其中, x_t^i 表示采样自分布 $p(x_t|y_{0:t})$ 的 i.i.d 样本, $\delta(x_t - x_t^i)$ 为狄拉克 δ 单位脉冲函数(dirac δ function).所以当样本数量 N 足够大时,概率 $\hat{p}(x_t | y_{0:t})$ 可以有效逼近真实后验分布 $p(x_t|y_{0:t})$;但是当 $p(x_t|y_{0:t})$ 是高维概率分布时,对其直接采样是非常困难甚至不可能的,因此通常选用一个与其接近且容易实现的提议分布(proposal distribution,也称重要性分布) $q(x_t|y_{0:t})$ 来进行采样,则可以对于任意一个状态变量 x_t 的非线性函数 $h(x_t)$ 进行估计:

$$\left. \begin{aligned} E(h(x_t)) &= \int h(x_t) p(x_t | y_{0:t}) dx_t \\ &= \int h(x_t) \frac{p(y_{0:t} | x_t) p(x_t)}{p(y_{0:t}) q(x_t | y_{0:t-1})} q(x_t | y_{0:t-1}) dx_t \\ &= \frac{1}{p(y_{0:t})} \int h(x_t) \omega_t(x_t) q(x_t | y_{0:t}) dx_t \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, $\omega(x_t) = \frac{p(y_{0:t} | x_t)p(x_t)}{q(x_t | y_{0:t-1})}$, 为分配样本 x_t^i 的一个非负权重; 正规化为 $\tilde{\omega}(x_t^i) = \frac{\omega(x_t^i)}{\sum_{j=1}^N \omega(x_t^j)}$. 那么, $E(h(x_t))$ 可以近似为

$$E(h(x_t)) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}(x_t^i) h(x_t^i) \quad (10)$$

当已有 $t-1$ 时刻采样数据 $q(x_{0:t-1} | y_{0:t-1})$ 和 t 时刻的最新样本 $q(x_t | x_{0:t-1}, y_{0:t})$, 提议分布可以分解为如下基于序列重要性采样(sequential importance sampling, 简称 SIS)^[33]的形式构建^[34]:

$$\begin{aligned} q(x_{0:t} | y_{0:t}) &= q(x_{0:t-1} | y_{0:t-1}) \times q(x_t | x_{0:t-1}, y_{0:t}) \\ &= q(x_0) \times \prod_{k=1}^t q(x_k | x_{0:k-1}, y_{0:k}) \end{aligned} \quad (11)$$

权重 $\omega(x_t^i)$ 也可以以递归形式计算:

$$\begin{aligned} \omega(x_t^i) &= \frac{p(y_{0:t} | x_t^i)p(x_t^i)}{q(x_t^i | y_{0:t-1})} \propto \frac{p(x_{0:t}^i | y_{0:t})}{q(x_{0:t}^i | y_{0:t})} \\ &= \frac{p(y_t | x_t^i)p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{q(x_t^i | x_{t-1}^i, y_{0:t})} \times \frac{p(x_{0:t-1}^i | y_{0:t-1})}{q(x_{0:t-1}^i | y_{0:t-1})} \\ &= \omega(x_{t-1}^i) \times \frac{p(y_t | x_t^i)p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{q(x_t^i | x_{t-1}^i, y_{0:t})} \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 PFTL过程

3.2.1 预测和采样空间

当对真实概率分布 $p(x_t | y_{0:t})$ 采样困难时, 通常对一个包含 $p(x_t | y_{0:t})$ 的提议分布 $q(x_t | x_{0:t-1}^i, y_{0:t})$ 进行采样. 文献[35]证明了, 当选取 $q(x_t | x_{0:t-1}^i, y_{0:t}) = p(x_t | x_{0:t-1}^i, y_t)$ 作为提议分布最优. 因为在给定粒子前一状态和观测序列 $y_{0:t}$ 的情况下, 此时粒子 i 的权重 $\omega(x_t^i)$ 变化最小. 但是, 该最优化方法需要对 $p(x_t | x_{0:t-1}^i, y_t)$ 进行采样, 并且计算积分 $p(y_t | x_{t-1}^i) = \int p(y_t | x_t)p(x_t | x_{t-1}^i) dx_t$. 这样的计算量对于 WSN 来说开销太大, 最直接也是最常用的一种替代方式是使用状态转移密度 $p(x_t^i | x_{t-1}^i)$ 作为提议分布. 虽然 $p(x_t^i | x_{t-1}^i)$ 没有包含测量序列而完全基于已知的物体状态转移方程, 却是 WSN 环境下易于实现并且开销较小的一种采样方式.

本文采用保存于跟踪数据缓冲 Buf 中的数据来有效近似物体追踪的时空数据, 因此采样基于以下策略: 根据 Buf 中最近两次物体位置信息和其定位时间点, 结合物体的运动模式(如速度和移动方向等), 在指定的范围内进行采样, 如果该范围内的有效粒子数量 N_{eff} 低于阈值 N_ξ , 扩大采样范围直到 $N_{eff} > N_\xi$.

图 3 给出了当已知物体速度范围 $[V_-, V_+]$ 和最大偏移角度 θ 时的采样范围 A_S (图中阴影区域). 物体在时刻 t 的位置在扇形区域服从均匀分布, 且有:

$$P(L_i | L_i, L_j) = \frac{\pi}{(V_+^2 - V_-^2)\theta} \quad (13)$$

其中, L_i 和 L_j 为 Buf 的最近两个位置数据(注: L_i 和 L_j 不一定为连续时间点的空间位置信息), $t-1$ 时刻物体的近似位置为 $\frac{dist(L_j - L_i)}{j-i} \times (t-1-j)$.

若 $N_{eff} < N_\xi$, 扩大采样范围(如增大角度偏移值 θ), 在指定采样空间后, N 个独立同分布的粒子 x_t^1, \dots, x_t^N 随机分布于该区域.

与传统粒子滤波不同, PFTL 采用误差容忍的方式存储和预测数据, 即当目标的定位数据与预测值的偏差在 ε 之内时, 算法不更新 sink 端的数据. 如图 3 所示, 在 $t-2$ 时刻, 物体的定位值为 L_{t-2} , 与预测值(虚线)的偏差在容忍范围 ε 内, 算法以预测值作为存储和下次预测的数据. 这一过程持续下去, 直到定位值与预测值的欧氏距离大于 ε , PFTL 再刷新位置信息并报告汇聚点. 由于容忍了一个位置信息误差, 网络中的数据刷新次数将被降低, 因此

PFTL 能够大量减少网络中的通信开销.在模拟实验一节的结果将证明这一论断.

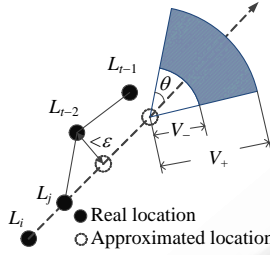


Fig.3 Process of sampling

图 3 采样空间

3.2.2 粒子权重估计

在时刻 t , 当前簇头 CH_t 向所有 1-hop 相邻节点 $Nb(CH_t)$ 发送测量请求; 节点 $S_j (S_j \in Nb(CH_t))$ 在收到请求后被唤醒, 进入测量模式; 所有检测到物体的节点测量出到物体的距离, 并将结果传回给节点 CH_t . 设 $M_t^{S_j}$ 表示节点 S_j 在 t 时刻的测量值, 另外假设每个节点的测量误差服从高斯分布 $N(0, \sigma_j^2)$, 则有:

$$p(y_t | x_t^i) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^{N_m} \prod_{j=1}^{N_m} \frac{1}{\sigma_j} \exp \left(-\frac{(M_t^{S_j} - M_t^{S_j}(x_t^i))^2}{2\sigma_j^2} \right) \quad (14)$$

其中, N_m 为有效测量值个数; $M_t^{S_j}(x_t^i)$ 表示节点 S_j 对于粒子 x_t^i 的估计, 即 $dist(S_j - x_t^i)$. 因此, 带入公式(12), 第 i 个粒子的权重可以用以下公式迭代计算:

$$\omega(x_t^i) = \omega(x_{t-1}^i) \times p(y_t | x_t^i) \triangleq \prod_{j=1}^{N_m} \exp \left(-\frac{(M_t^{S_j} - M_t^{S_j}(x_t^i))^2}{2\sigma_j^2} \right) \quad (15)$$

再将第 i 个粒子的权重正规化得到:

$$\omega(x_t^i) = \frac{\omega(x_t^i)}{\sum_{j=1}^N \omega(x_t^j)} \quad (16)$$

因此, 物体在时刻 t 的位置估计为

$$L_t = \sum_{i=1}^N \omega(x_t^i) \cdot x_t^i \quad (17)$$

图 4 中的算法描述了依据 PFTL 算法物体定位过程.

1. Inputs: $\omega(x_0^i) = 1/N, i = 1, \dots, N; x_0^i \sim p(x_0); L_0 = \text{centroid of all detecting sensors};$
2. Outputs: the location of target at each time step t ; the weight of each particle $\omega(x_t^i)$.
3. For $t=1, \dots, T$ do
4. For $i=1, \dots, N$ do
5. Sampling particle $x_0^i \sim P(L_t | L_{t-1}, L_j)$ //Eq.(13);
6. Calculate weight $\omega(x_t^i)$ using Eq.(15);
7. Normalize weight $\omega(x_t^i) = \frac{\omega(x_t^i)}{\sum_{j=1}^N \omega(x_t^j)}$;
8. $i=i+1$;
9. End for
10. Estimate target's location $L_t = \sum_{i=1}^N \omega(x_t^i) \cdot x_t^i$
11. $t=t+1$;
12. return L_t and $\omega(x_t^i)$;
13. End for

Fig.4 Algorithm of localization in PFTL

图 4 PFTL 定位算法

3.2.3 重采样

序贯重要性采样(sequential importance sampling,简称 SIS)滤波中的样本会随着迭代次数的增加而退化,在多次迭代计算后,只有很少的粒子含有非零的权重,这导致了样本枯竭现象(sample impoverishment),即权重退化现象(weight degeneracy).此时,需要对状态空间进行重要性重采样(sampling importance resampling,简称 SIR)(虽然 SIR 也会带来新问题,诸如粒子集多样性衰减等问题,但是对于 SIR 技术的优化超出本文的讨论范围,见文献[36,37]等).本文采用 Partial Rejection Control(PRC)^[38]机制来进行重采样.当有效粒子数量 N_{eff} 低于某一阈值 N_{ξ} 时,被接受的采样分配一个新的权重,而被拒绝的则从上一轮开始进行重采样.图 5 中算法描述了带 PRC 机制的 SIR 过程.

```

1. Estimate effective samples:  $\hat{N}_{eff} = 1/\sum_{i=1}^N (\omega(x_i^j))^2$ ;
2. If  $N_{eff} > N_{\xi}$  then
3.   Return;
4. Else
5.   For  $j=1, \dots, N$  do
6.     Each sample is accepted with probability:  $p_j = \min\left\{\frac{\omega(x_j^j)}{N_{\xi}}, 1\right\}$ ;
7.     //Accepted if weight  $\omega(x_j^j)$  is greater than  $N_{\xi}$ 
8.     If accepted then
9.       Weight is set to:  $\max\{\omega(x_j^j), N_{\xi}\}$ ;
10.    Else
11.      For rejected samples do
12.        Draw partial sample  $x_{t-1}^j$  from previous checkpoint;
13.        Set weight  $\omega(x_{t-1}^j) = \sum_{j=1}^N (\omega(x_{t-1}^j))/N$ ;
14.        Apply Eq.(12) to this partial sample;
15.      End for
16.      Repeat Eq.(12)~Eq.(15) until acceptance;
17.    End if
18. End for

```

Fig.5 Resampling of PFTL

图 5 PFTL 算法中的重采样

4 SAC 策略

在传感器网络中,通常需要节点以某种形式组织起来提供对移动物体信息的收集、传输和数据融合.当多个传感器节点对于物体的位置、移动方向和速度进行测量后,这些节点以簇的形式对移动物体进行跟踪.

本文基于簇制订一种节点组织和协调机制 SAC.其基本思路是:网络节点根据物体位置信息动态组织成簇,每个簇由簇头和簇成员(cluster members,简称 CMs)组成.CH 的任务有:1) 向簇成员发送检测请求;2) 收集和處理 CM 测量信息,进行数据融合(data fusion);3) 根据测量信息对目标物体的位置进行估计;4) 负责协调定位和跟踪过程,管理移动物体的移动信息;5) 管理该簇所有节点的睡眠/休息周期;6) 选择和传递当前的跟踪信息给下一个时刻的 CH.而簇成员必须是 CH 的 1-hop 节点,即需在 CH 的通信范围 R_c 内,簇成员提供对移动物体的检测信息,并将信息传递给 CH.就传感器网络而言,节点的计算能力和能量消耗是整个网络的瓶颈.因此在设计具体应用时,如何节省能量和减少计算量是关键.

具体到跟踪任务上,给定一段物体的移动轨迹 $Traj$, 一个重要的问题是如何用尽量少的簇来覆盖 $Traj$.这是因为传感器网络中节点通信所用的能量开销远远大于测量和计算所需的开销^[39],减少簇的数量能够降低簇头之间由于交接移动信息的通信能量消耗.另外,随着物体移动时间的增多,在不丢弃数据的情况下,簇头所存储的移动信息会累积增加,相应的通信负担会进一步增大.并且,由于簇头之间传递移动信息所造成的延迟,可能会导致移动物体跟踪信息丢失.

然而,如果簇不能够完全覆盖移动轨迹 $Traj$,则可能造成对于跟踪目标的丢失,而在丢失之后对于目标信息的重建和新簇的形成势必带来更多的计算和通信开销.因此,设计跟踪算法的一个重要目标是:既能够准确和及时地跟踪物体,又能够尽量减少网络的能量消耗,并且很好地平衡二者的关系.

在选择好 CH 后,CH 需要挑选多个 CM 加入此簇并提供对于物体的检测信息.CM 的选择需要满足两个基本条件:首先,被选择的 CM 需要能够检测到物体 T ,即物体需要在该 CM 的检测范围内.因此,任意传感器节点 $S_i \in SN$ 成为当前簇 C_i 的 CM 需满足条件:1) $\|l_t, l_{S_i}\| \leq R_s$; 2) 其次, $\|l_{CH}, l_{S_i}\| \leq R_c \leq R_c$,即节点 S_i 须在簇头 CH 的通信范围 R_c 内.

SAC 机制的制订基于如下原理:基于传感器网络的事件感知、查询处理和数据收集等任务通常是周期性的,而传感器的工作时期并不连续,其工作/休眠周期以一种离散化的形式进行组织,而节点的采样过程则根据采样频率分为同步或异步方式进行.在目标追踪应用中,一个簇中的节点工作周期通常包括如下顺序过程:1) 节点发送检测请求给其他簇成员;2) 簇成员进行感知测量;3) 簇头节点接收和汇聚来自 CMs 的数据,进行目标定位;4) 根据物体移动信息集结需要的节点组成新簇;5) 所有任务完成后进入休眠以节省能量,直到下一个采样时刻.假设网络中节点工作周期以同步方式进行,采样频率为 5s,如果在过程 1)~过程 4)中节点通信和计算的耗时为 3s,则在完成任务后节点将休眠 2s(步骤 5)),直到下一个采样时刻到来.正是基于这一离散过程的考虑,SAC 在制订节点簇组织策略时将充分利用节点的采样频率,尽量减少簇的数量和簇之间的通信开销.

图 6 给出了基本的节点选择规则.假设要选取一个节点作为接下来 Δt 时间段内的跟踪节点, S_i 覆盖了 4 次采样时刻物体的预测位置($t, \dots, t+3$),而 S_j 只覆盖了 3 次($t, \dots, t+2$),因此 SAC 将选取 S_i 作为跟踪节点.另外,通常所需要的跟踪节点不只一个,SAC 将对所有可以检测到的节点的覆盖次数进行排序,并且根据具体应用选取最大的 n 个节点组成 cluster 作为工作节点.图 7 中的算法描述了 SAC 成簇策略的详细过程.

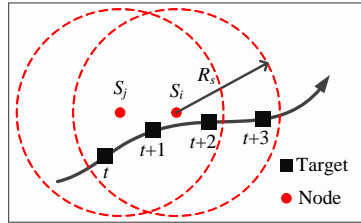


Fig.6 Rule of selecting tracking node. S_i covers more samples than S_j

图 6 节点激活规则.节点 S_i 比节点 S_j 覆盖更多采用点

Inputs: the neighbor nodes of current cluster head $NB(CH_t)$;

Outputs: A cluster consisting of a sequence of nodes: cluster head $CH_{t+\Delta t}$ and m cluster members $CM_{t+\Delta t}^m$.

1. Calculate the position of target l_t using PFTL algorithm at time step t .
2. Predict the next location $l_{t+\Delta t}$ based on tracking data.
3. For $i=1$ to $|NB(CH_t)|$
4. If ($\|l_{t+\Delta t}, l_{S_i}\| \leq R_s$)
5. Estimate the number of covered samples $C_{t+\Delta t}^{S_i}$ of node $S_i \in NB(CH_t)$
6. Add S_i into candidate list $cand$
7. End if
8. End for
9. For $j=1$ to $|cand|$
10. Sort $S_j \in cand$ based on $C_{t+\Delta t}^{S_j}$ in descending order
11. End for
12. Choose $CH_{t+\Delta t} \leftarrow cand(0)$ as cluster head
13. For $k=1$ to m
14. $CM_{t+\Delta t}^{k-1} \leftarrow cand(k)$ //choose $cand(1), \dots, cand(m)$ as cluster members.

Fig.7 Algorithm of SAC scheme

图 7 SAC 成簇机制算法

5 模拟实验

本文模拟实验是在无线传感器网络模拟器 SIDnet-SWANS^[40]上进行的.模拟器配备 MAC802.15.4 链接层标准协议,网络选用 face routing 路由协议^[41].

实验将 PFTL 和现有的定位算法 MSL^[17]和 Centroid^[4]进行对比:1) 针对 3 种移动物体定位算法的误差进行比较;2) 研究物体运动速率(velocity)、网络节点密度(node density)、传感器测量误差(sensor noise)以及粒子数量(number of particles)等实验参数对不同算法性能的影响;3) 分析比较 PFTL 策略相对于对于其他算法的网络通信流量,从网络能耗和寿命方面对各种方法的性能进行分析.

另外,实验将 SAC 和直接成簇策略 SCM(straightforward clustering method)以及基于轨迹预测的成簇策略 RHO(relay-area-based hand-off)^[42]方法从节点簇数量和网络能量消耗等方面进行对比.需要说明的是,由于 Centroid 和 MSL 算法是节点定位算法,使用的是节点与节点的连通信息,为了适应物体目标定位,这里将其修改为使用感知信息,即节点判断物体是否在其 R_s 范围内(注:range-free 方式,无测量值).

传感器网络中评估定位算法准确度的一个重要指标是定位误差 L_{err} (localization error).本实验选用绝对误差与 R_s 的比值进行评估,即 $L_{err} = 1/t \sum_{i=1}^t dist(X_i, X'_i) / R_s$,其中 X_i 和 X'_i 分别表示目标的真实坐标位置和定位算法估计位置, $dist(X_i, X'_i)$ 计算其平面空间距离;在目标跟踪的离散采样时刻 t 内, L_{err} 取均值以衡量算法的性能.

实验模拟一个方形的物体运动区域,其中部署了 1 000 个传感器节点,不同网络密度通过改变区域的大小获得.网络密度 λ 定义为区域内平均每个点可被覆盖的节点数,即网络为 λ -cover.网络中心设置一个汇聚节点,传感器的采样和通信频率为 2s.所有节点的通信半径设置为 $R_c=100m$,感知半径设置为 $R_s=50m$,感知误差为 1 m~20m.物体的运动依据 GMMM 模型进行,模拟 3 种不同速率的移动物体:汽车(car,25mph)、自行车(bike,10mph)和行人(walk people,4mph).实验结果均取 10 次独立实验的平均值.详细参数见表 1.

Table 1 Simulation parameters

表 1 模拟参数

Parameter	Value
Number of nodes	1 000
Communication range	100m
Sensing range	50m
Velocity of target	4, 10, 25 (mph)
Nodes density	8, 12, 16, 24
Sensor noise $e \sim (0, \sigma^2)$	$\sigma=1, 5, 10$
Number of particles	5, 10, 20, 50, 100, 200
α (GMMM)	0.9
Error tolerant ε	1, 5, 10, 15, 20 (m)
Sampling rate	2s
Simulation time	2 hours

5.1 目标运动速率对性能的影响

图 8(a)描述了移动物体运动速率的变化对 3 种定位算法精确度的影响.当物体移动速率增大时,PFTL 和 MSL 定位误差相应增加,而 Centroid 不受速率的影响.这是由于速率的增加导致 MSL 和 PFTL 的预测位置范围扩大,从而增加定位误差.另外,速率的增大使得物体历史轨迹数据的可靠性下降,从而进一步影响其预测位置的精确度.另一方面,Centroid 方法只依赖于节点的通信链接,在网络拓扑结构不变而节点密度均匀分布的情况下,其定位准确度较为平稳.总体情况下,PFTL 定位精确度始终高于其他两种方法,在速率较低时(4mph),相对于 Centroid 提高了近 50%,相对于 MSL 提高了近 35%.

图 8(b)给出了误差容忍参数 ε 对于 PFTL 定位精确度的影响.PFTL 的定位精确度随着 ε 的增大而下降.然而从图中可以看出,在 $\varepsilon < 10m$ 时,PFTL 误差在一个较小的范围内,而随后给出的实验结果将证明:在引入 ε 后,网络中通信量将大为降低.

图 8(c)展示速率对于网络中总体成簇数量的影响.从图中可以看出,SAC 策略相对于 SCM 和 RHO 分别减

少了(平均)30%和 20%的节点簇数量.这是因为 SCM 方法下,节点簇的改变是随着物体的移动而立即变化的,这是一种最简单的成簇方式,因此其总体数量要远远大于另外两种方法.而 RHO 和 SAC 方法中簇的变化只有在当前节点预期内不能覆盖物体的情况下才变化.RHO 方法是基于物体运动预测而在一个扇形区域内选择能够最大化覆盖物体的节点(在当前节点的 R_s 范围内),SAC 则充分利用物体的采样周期离散化的特点进行选择.而且,SAC 的选择将区域扩大到了 R_c 区域,这使得 SAC 相对于 RHO 有两方面的优点:首先,通过跳过一个采样周期的方式来成簇将进一步减少簇的数量;其次,区域的扩大对于选择那些更能覆盖物体运动轨迹的节点将非常有利.但是需要指出的是,在一个簇的跟踪周期内,RHO 和 SAC 方式下,物体的定位效果将下降.这是因为簇中的有效节点(那些能够检测物体的节点)将随着物体的移动而下降,从而影响定位效果.在这方面,我们引入一个阈值 ξ 作为新簇形成的引发参数,即当簇中有效节点低于 ξ 时,开始形成新的节点簇.

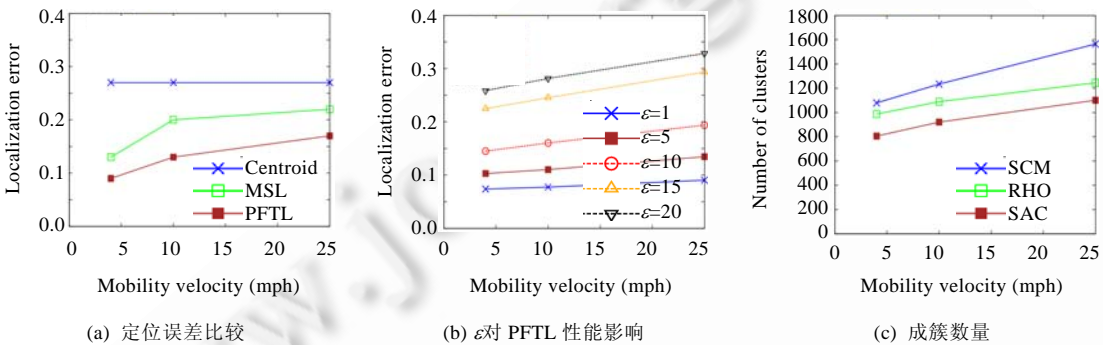


Fig.8 Impact of target's velocity

图 8 运动速率的影响

5.2 节点密度对性能的影响

无论是 range-based 还是 range-free 方式的定位算法,定位效果都随着节点密度的增加而更好.因为节点的增加使得可依赖的测量值(range-free 是连通节点数)增多,从而缩小误差.但是,节点数量的增加会带来通信负担的增加和部署工作的难度加大.图 9(a)展示了节点密度对于 3 种算法定位效果的影响.从图中可以看出, PFTL 分别比 Centroid 和 MSL 方法的精度提高了近 35%和 23%.Centroid 和 MSL 精确度增加是因为其可以接收到的锚节点信号增多,而 PFTL 则是因为每个簇中会有更多的有效节点数量,因而增加了测量值.另外,随着节点密度的增加,PFTL 定位效果的增加要大于另外两种方式,这是因为测量值的精确度要远远大于只依靠连通信号的精确度.

图 9(b)给出了节点数和参数 ϵ 对于 PFTL 定位精确度的影响.定位误差随着 ϵ 增加而加大,而与 λ 的增加成反比.从结果可以看出, ϵ 引入的误差在一个可控的范围内,并且能大大弥补节点密度增大带来的网络开销.

图 9(c)展示了 3 种算法下簇数量与节点密度的关系.SCM 机制中,簇数量随着节点密度的增加而增加,这是因为在高密度网络中,SCM 方法下,在每一个采样时刻会有更多的新节点能够加入到当前簇中,从而促发了新簇的形成.而 RHO 方法下,成簇数量随 λ 增加较为平稳,这是由于在每一个扇形区域,RHO 可以选择到那些能覆盖更长物体轨迹的节点,从而延长了每一簇的寿命,尽管这种延长会因为轨迹预测的不确定性而显得不够明显.SAC 机制下,提高网络中的节点密度能够较为明显地降低成簇数量,也是由于每一簇中的节点能够更长时间覆盖物体轨迹,从而延长簇的寿命.需要指出的是,GMMM 运动模型中,物体运动方向和速度的随机参数 α 导致了运动轨迹预测的不准确性.而如果在确定性运动模式下,如某些修改后的 Random WayPoint 模式,轨迹预测将更加精准,因而 SAC 机制的优越性将更加明显.

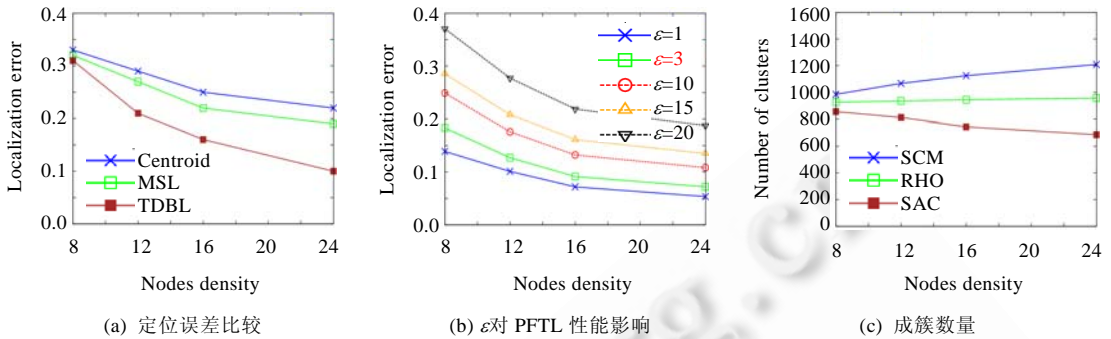


Fig.9 Impact of node density

图 9 节点密度的影响

5.3 测量误差对性能的影响

该组实验分析传感器测量误差对于各种定位算法性能的影响.这里假设传感器节点的测量误差 e 服从 $N(0, \sigma^2)$ 正态分布.图 10(a)展示了 3 种算法受测量误差的影响.较为明显的是,随着测量误差 σ 的增大,各种算法的精确度都将下降.但是相比较于另外两种方式,PFTL 对于误差的敏感程度较高,这是因为 PFTL 采用了节点的测量值进行定位,而 Centroid 和 MSL 只依赖于节点的检测范围.因为受传感器误差影响较大,PFTL 性能随着误差的增大甚至会退化到不使用测量值的方法,如 MSL.因此,PFTL 更适用于那些测量误差较小的传感器网络.

同样,在测量误差较大的情况下,如果 sink 对于物体位置误差容忍 ϵ 值同样偏大(>10),定位误差将被放大,如图 10(b)所示.本组实验说明,在减小网络通信负担的同时,引入位置误差容忍将放大定位误差.也可以说,在传感器测量误差较大时,各种定位算法的误差将被放大,特别是对于 range-based 的方式,而这种放大将会进一步影响 sink 关于物体位置信息的误差.因此,如何平衡这两个参数从而平衡网络中通信量和定位误差成为关键.一个基本的原则是,在节点测量误差大时要缩小位置误差容忍 ϵ 值,以平衡定位精确度.

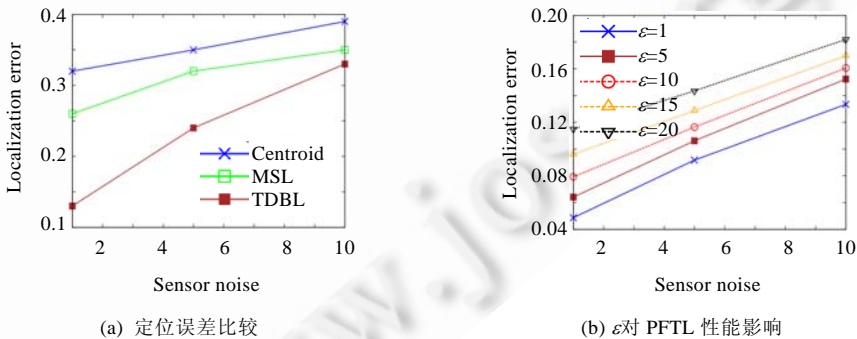


Fig.10 Impact of sensor noise

图 10 测量误差的影响

5.4 粒子数对性能的影响

本组实验研究粒子数量对于各种算法性能的影响.需要说明的是,Centroid 算法不依赖于粒子数量,只是为了比对 MSL 和 PFTL 将其画出来作为参考.增加粒子数本质上就是增加样本空间,从而增加了定位的精确性.但是粒子数量的增长同样带来传感器处理时间的延迟和通信负担的增加.图 11(a)给出了粒子数量对于定位算法性能的影响.当粒子数较少时($N \leq 10$),MSL 和 PFTL 的效果较差,甚至低于 Centroid 算法,这是由于测量误差的存在.而当粒子数量增加到一定程度($N \geq 10$)时,PFTL 和 MSL 的定位误差则迅速收敛,效果要远远好于 Centroid.

但是进一步增加粒子数所带来的性能提高却迅速下降.从本质上说,在基于粒子滤波定位的算法中,增加粒子数量和增加网络节点密度所带来的性能提高是同样的方式.因此在不增加负担的情况下,选择粒子数量时往往需要考虑节点密度,即密度高的网络中减少粒子数量,而在低密度网络中增加粒子数以增加定位精确度.图 11(b)展示了 ε 和粒子数量对于 PFTL 性能的影响.不难看出的是,在容忍更大的关于物体位置误差的情况下,需要更多的粒子数来平衡定位性能.

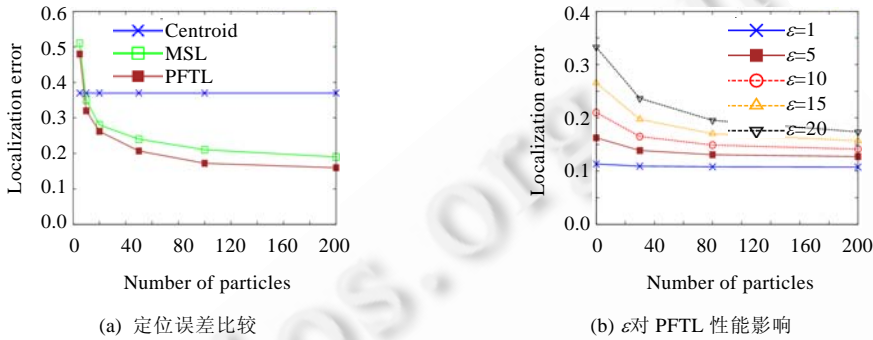


Fig.11 Impact of particles number

图 11 粒子数的影响

5.5 网络能耗分析

本组实验研究各种算法下的节点能量消耗和网络寿命分析.实验将网络中节点能耗按照 Mica 2 Mote 的标准能耗进行匹配,具体参数见表 2.

Table 2 Energy parameters of Mica2 Mote

表 2 Mica2 能耗参数

State	Current draw (mA)	Energy (mJ/ms)
Sensing active	10	0.03
Sensing passive	0	0
CPU active	8	0.024
CPU idling	0.015	4.5×10^{-5}
Radio transmitting	27	0.081
Radio receiving	10	0.03
Radio listening	3	0.009
Radio OFF	0.5	0.0015

图 12(a)和图 12(b)比较了 PFTL 和 SAC 框架下的能耗与其他定位和跟踪策略的能耗,图中的数据为所有参数(见表 1)配置下的平均性能.如图 12(a)所示,与使用 Centroid 和 MSL 搭配 SCM 的机制相比,本文提出的框架(PFTL+ SAC)能够分别减少近 60%和 70%的网络节点能量消耗.从定位过程看,Centroid 消耗最少的能量,因为其只依赖于节点的检查与否信息,并且其定位方式最简单(有测量节点位置的中心),所以 CPU 开销也最少;MSL 和 PFTL 都是基于粒子滤波的定位方式,区别在于使用测量信息与否和物体位置的预测方式,因此就定位的消耗来说, PFTL 定位所需能量消耗相对于其他两种方式略微多些.但是因为 PFTL 采用了误差容忍的方式来发送汇聚节点信息,这种方式可以减轻网络中节点能量负担.另一方面,从节点组织策略来看,SAC 能够节约大量的节点簇数量(如图 8(c)和图 9(c)所示),相应地减少了随之带来的节点通信能量消耗.从图 12(b)可以看出,尽管不如 SAC 机制,RHO 方式还是能够比 SCM 节约较多的网络开销.

图 13 展示了移动物体定位(localization)、向汇聚节点发送位置信息(sink-reporting)以及节点簇组织(clustering)所消费能耗的分别比较结果.从该图中可以看出,在定位中所用的能耗其实要远远小于汇聚信息和节点簇组织的能耗,这也从侧面证明:在无线传感器网络中,节点用于通信的能量要远远大于事件感知和 CPU 计算所需能耗这一定律.

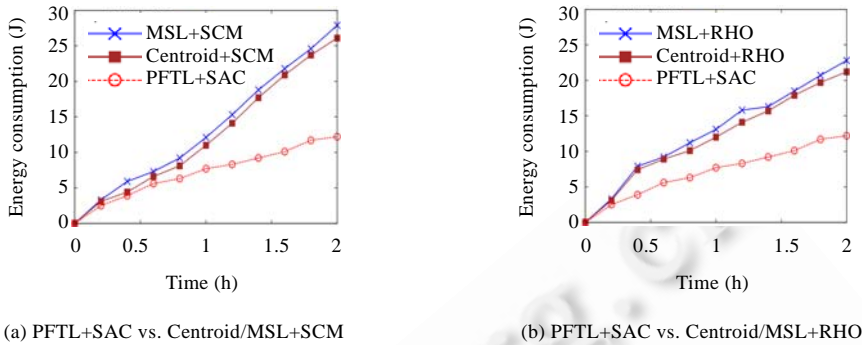


Fig.12 Comparison of in-network energy expenditure of various schemes

图 12 不同策略网络能耗对比

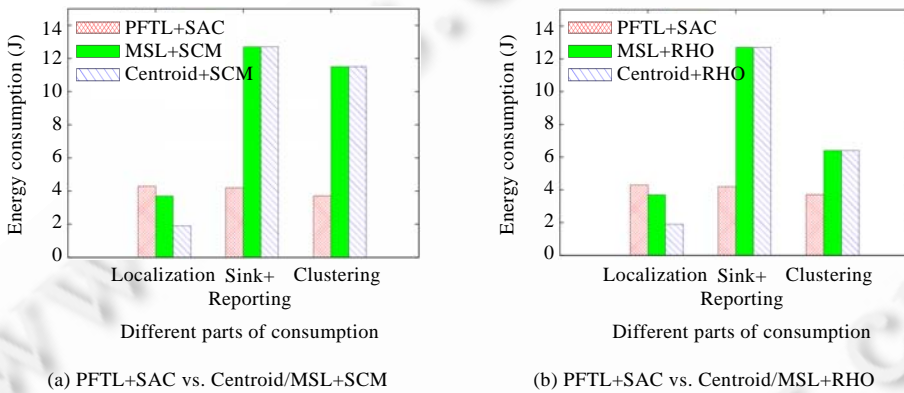


Fig.13 Comparison of energy consumption of various parts

图 13 不同部分网络能耗对比

最后,图 14(a)和图 14(b)分别展示了网络节点密度 λ 和容忍误差 ϵ 对于 PFTL 加 SAC 的移动物体定位和跟踪架构下网络能量消耗的影响。

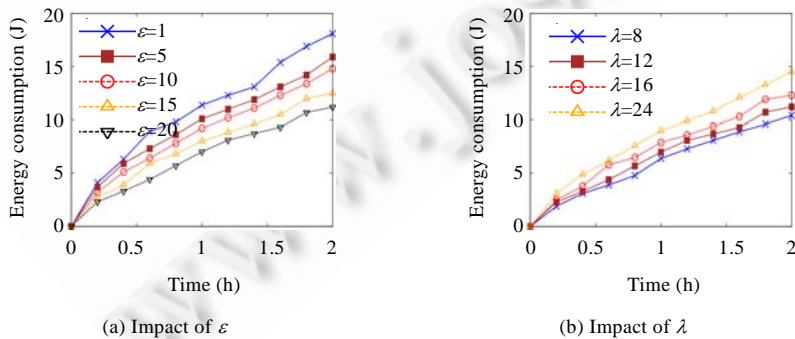


Fig.14 Impact of ϵ and λ on energy consumption of framework using PFTL and SAC

图 14 容忍误差 ϵ 和节点密度 λ 对 PFTL 和 SAC 框架的影响

由图 14(a)可以看出,当汇聚点能够容忍更多误差时,网络中的能量消耗较小,但是如第 5.1 节~第 5.4 节中实验所示,这也将带来定位精确度下降的问题.图 14(b)中的结果证明了网络能耗随节点密度的增加而增大,而这

也证明了第 5.2 节中的论断:网络密度的增加,在带来定位效果和节点簇更有效组织的情况外,还会增加网络中的能量消耗.另外,移动目标速率、传感器的测量误差以及粒子数量等都会对网络能耗产生影响,限于篇幅,这些留作将来的工作来处理.

6 结语及将来的工作

本文提出了一种基于粒子滤波的移动物体定位方法 PFTL,并设计了一种适用于有效目标跟踪的传感器网络组织策略 SAC.与传统的定位方法相比,PFTL 引入了物体位置误差容忍机制,在牺牲较小的定位准确度的情况下,较大程度上减少了网络中的通信流量,并且延长了 WSN 网络寿命.SAC 作为一种基于网络区域覆盖的策略,充分利用了传感器同质化(homogeneous)和采样频率离散化的特点,为节约节点能耗提供了很好的保障.模拟实验显示,在本文提出的移动目标定位算法和目标追踪框架下,传感器网络的节点能量消耗、定位精确度以及网络寿命等指标相对于目前的算法都有较大程度的提高.

针对本文提出的方案,接下来的工作可以从两方面进行改进和加强:首先,本文提出的框架下没有考虑传感器的异质性(heterogeneous)和节点时间的同步(synchronization)问题.因此,如何制定异质化网络下的网络节点组织策略,是将来工作的一个重点研究议题;其次,物体速率和传感器噪声等参数都会对网络能耗产生影响,具体的量化结果留待将来研究.此外,本文在模拟实验部分显示,网络配置参数和物体位置误差容忍参数 ϵ 对定位误差和能量消耗产生联合作用效应.如何平衡这些参数设置以达到最优配置,是另一个需要研究的课题.

References:

- [1] Savvides A, Han CC, Strivastava MB. Dynamic fine-grained localization in ad-hoc networks of sensors. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MOBICOM). 2001. 166–179. [doi: 10.1145/381677.381693]
- [2] McGuire M, Plataniotis KN, Venetsanopoulos AN. Location of mobile terminals using time measurements and survey points. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2003,52(4):999–1011. [doi: 10.1109/TVT.2003.814222]
- [3] Patwari N, Hero III AO. Using proximity and quantized RSS for sensor localization in wireless networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Wireless Sensor Networks and Applications. 2003. 20–29. [doi: 10.1145/941350.941354]
- [4] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-Less low-cost outdoor localization for very small devices. IEEE Personal Communications, 2000,7(5):28–34. [doi: 10.1109/98.878533]
- [5] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. Adaptive beacon placement. In: Proc. of the Int'l Conf. on Distributed Computing Systems (ICDCS). 2001. 489–498. [doi: 10.1109/ICDSC.2001.918979]
- [6] Nagpal R, Shrobe H, Bachrach J. Organizing a global coordinate system from local information on an ad hoc sensor network. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). 2003. 333–348.
- [7] He T, Huang CD, Blum BM, Stankovic JA, Abdelzaher T. Range-Free localization schemes for large scale sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MOBICOM). 2003. 81–95. [doi: 10.1145/938985.938995]
- [8] Bai XL, Kumar S, Xuan D, Yun ZQ, Lai TH. Deploying wireless sensors to achieve both coverage and connectivity. In: Proc. of the ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc). 2006. 131–142. [doi: 10.1145/1132905.1132921]
- [9] Iyengar R, Kar K, Banerjee S. Low-Coordination topologies for redundancy in sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc). Urbana-Champaign, 2005. 332–342. [doi: 10.1145/1062689.1062732]
- [10] Zhang HH, Hou JC. Maintaining sensing coverage and connectivity in large sensor networks. Ad Hoc & Sensor Wireless Networks, 2005,1(2):28–42.
- [11] Kasbekar GS, Bejerano Y, Sarkar S. Lifetime and coverage guarantees through distributed coordinate-free sensor activation. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MOBICOM). 2009. 169–180. [doi: 10.1145/1614320.1614339]
- [12] Gui C, Mohapatra P. Power conservation and quality of surveillance in target tracking sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MOBICOM). 2004. 129–143. [doi: 10.1145/1023720.1023734]
- [13] Zhang WS, Cao GH. DCTC: Dynamic convoy tree-based collaboration for target tracking in sensor networks. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2004,3(5):1689–1701. [doi: 10.1109/TWC.2004.833443]

- [14] Hong J, Cao JN, Zeng YP, Lu SL, Chen DX, Li Z. A location-free prediction-based sleep scheduling protocol for object tracking in sensor networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Network Protocols (ICNP). 2009. 63–72. [doi: 10.1109/ICNP.2009.5339696]
- [15] Thrun S, Fox D, Burgard W, Dellaert F. Robust Monte Carlo localization for mobile robots. *Artificial Intelligence*, 2001,128(2): 99–141. [doi: 10.1016/S0004-3702(01)00069-8]
- [16] Guo D, Wang XD. Dynamic sensor collaboration via sequential Monte Carlo. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2004,22(6):1037–1047. [doi: 10.1109/JSAC.2004.830897]
- [17] Hu LX, Evans D. Localization for mobile sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MOBICOM). 2004. 45–57. [doi: 10.1145/1023720.1023726]
- [18] Madden S, Franklin MJ, Hellerstein JM, Hong W. TAG: A tiny aggregation service for ad-hoc sensor networks. In: Proc. of the 5th Symp. on Operating Systems Design and Implementation (OSDI). 2002. 131–146. [doi: 10.1145/1060289.1060303]
- [19] Liu YH, Yang Z, Wang XP, Jian LR. Location, localization, and localizability. *Journal of Computer Science and Technology*, 2010, 25(2):274–297. [doi: 10.1007/s11390-010-9324-2]
- [20] Rudafshani M, Datta S. Localization in wireless sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). 2007. 51–60.
- [21] Dil B, Dulman S, Havinga P. Range-Based localization in mobile sensor networks. *Wireless Sensor Networks*, 2006,3868(2006): 164–179. [doi: 10.1007/11669463_14]
- [22] Bo C, Ren DP, Tang SJ, Li XY, Mao XF, Huang QY, Mo LF, Jiang ZP, Sun YM, Liu YH. Locating sensors in the forest: A case study in GreenOrbs. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Communications (INFOCOM). 2012. 1026–1034. [doi: 10.1109/INFCOM.2012.6195458]
- [23] He T, Krishnamurthy S, Luo LQ, Yan T, Gu L, Stoleru R, Zhou G, Cao Q, Vicaire P, Stankovic JA, Abdelzaher TF, Hui J, Krogh B. VigilNet: An integrated sensor network system for energy-efficient surveillance. *ACM Trans. on Sensor Network*, 2006,2(1):1–38. [doi: 10.1145/1138127.1138128]
- [24] Dutta P, Hui J, Jeong J, Kim SK, Sharp C, Taneja J, Tolle G, Whitehouse K, Culler D. Trio: Enabling sustainable and scalable outdoor wireless sensor network deployments. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). 2006. 407–415. [doi: 10.1109/IPSN.2006.243880]
- [25] Oh S, Schenato L, Sastry S. A hierarchical multiple-target tracking algorithm for sensor networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation. 2005. 2197–2202. [doi: 10.1109/ROBOT.2005.1570439]
- [26] Brooks RR, Ramanathan P, Sayeed AM. Distributed target classification and tracking in sensor networks. *Proc. of the IEEE*, 2003, 91(8):1163–1171. [doi: 10.1109/JPROC.2003.814923]
- [27] Chen WP, Hou JC, Sha L. Dynamic clustering for acoustic target tracking in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2004,3(3):258–271. [doi: 10.1109/TMC.2004.22]
- [28] Yang H, Sikdar B. A protocol for tracking mobile targets using sensor networks. In: Proc. of the IEEE Workshop on Sensor Network Protocols and Applications. 2003. 78–87. [doi: 10.1109/SNPA.2003.1203358]
- [29] Zou Y, Chakrabarty K. Target localization based on energy considerations in distributed sensor networks. *Ad Hoc Networks*, 2003, 1(2-3):261–272.
- [30] Zhou F, Trajcevski G, Ghica O, Tamassia R, Scheuermann P, Khokhar A. Deflection aware tracking principals selection in active wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 2012,61(7):3240–3254. [doi: 10.1109/TVT.2012.2201188]
- [31] Wang XR, Xing GL, Zhang YF, Lu CY, Pless R, Gill C. Integrated coverage and connectivity configuration in wireless sensor networks. In: Proc. of the ACM Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys). 2003. 28–39. [doi: 10.1145/958491.958496]
- [32] Camp T, Boleng J, Davies V. A survey of mobility models for ad hoc network research. *Journal of Wireless communications and mobile computing*, 2002,2(5):483–502. [doi: 10.1002/wcm.72]
- [33] Chen Z. Bayesian filtering: From Kalman filters to particle filters, and beyond. *Journal of Statistics*, 2003,1(1):1–69.
- [34] Doucet A, de Freitas N, Murphy K, Russell S. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks. In: Proc. of the 16th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence. 2000. 176–183.

- [35] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statistics and Computing*, 2000,10(3):197–208. [doi: 10.1023/A:1008935410038]
- [36] Carpenter J, Clifford P, Fearnhead P. Improved particle filter for nonlinear problems. *IEE Proc.-Radar, Sonar and Navigation*, 1999, 146(1):2–7. [doi: 10.1049/ip-rsn:19990255]
- [37] Godsill S, Doucet A, West M. Maximum a posteriori sequence estimation using Monte Carlo particle filters. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 2001,53(1):82–96. [doi: 10.1023/A:1017968404964]
- [38] Liu JS, Chen R, Logvinenko T. A theoretical framework for sequential importance sampling and resampling. In: *Proc. of the Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. 2001. 225–246.
- [39] Madden SR, Franklin MJ, Hellerstein JM, Hong W. TinyDB: An acquisitional query processing system for sensor networks. *ACM Trans. on Database Systems (TODS)*, 2005,30(1):122–173. [doi: 10.1145/1061318.1061322]
- [40] Ghica OC, Trajcevski G, Scheuermann P, Bischof Z, Valtchanov N. SIDnet-SWANS: A simulator and integrated development platform for sensor networks applications. In: *Proc. of the ACM Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*. 2008. 385–386. [doi: 10.1145/1460412.1460464]
- [41] Bose P, Morin P, Stojmenovi I, Urrutia J. Routing with guaranteed delivery in ad hoc wireless networks. *Wireless Networks*, 2001, 7(6):609–616. [doi: 10.1023/A:1012319418150]
- [42] He GH, Hou JC. Tracking targets with quality in wireless sensor networks. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Network Protocols (ICNP)*. 2005. 63–74. [doi: 10.1109/ICNP.2005.42]



周帆(1981—),男,四川眉山人,博士,主要研究领域为无线传感器网络,移动计算,移动数据库技术。

E-mail: fan.zhou.uestc@gmail.com



张玉宏(1980—),男,博士,讲师,主要研究领域为高性能计算,数据挖掘,计算生物学。

E-mail: zyh803@gmail.com



江维(1981—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为嵌入式实时系统,可信无线网络。

E-mail: weijiang@uestc.edu.cn



曾雪(1982—),女,博士生,主要研究领域为信息检索,社交网络,数据挖掘。

E-mail: snow.zeng@gmail.com



李树全(1971—),男,博士生,高级工程师,主要研究领域为数据库技术,网络多播。

E-mail: shuquanli@uestc.edu.cn



吴跃(1958—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为数据库技术,移动计算。

E-mail: ywu@uestc.edu.cn