

· 自动化技术 ·

无线传感器网络下的并行粒子滤波目标跟踪算法

屈剑锋¹, 柴毅^{1,2}, 郭茂耘¹

(1. 重庆大学自动化学院 重庆 沙坪坝区 400030; 2. 重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室 重庆 沙坪坝区 400030)

【摘要】针对无线传感器网络环境下目标跟踪问题,提出一种基于分布式并行粒子滤波的目标跟踪方法。在建立了网络动态分簇模型和目标运动模型的基础上,将并行粒子滤波算法应用于动态目标进行跟踪。算法通过多个感知节点并行的运行局部粒子滤波器,得到每个节点对目标状态的估计,动态成簇的簇头节点对簇内每个节点的信息进行融合,形成动态目标的状态估计,提高了目标跟踪的精度。同时通过动态簇头之间的目标状态信息的交换,实现了运动目标的动态连续跟踪。仿真结果表明,算法实现了运动目标协作跟踪,与集中式结构目标跟踪相比,跟踪精度提高了30%。

关键词 信息融合; 粒子滤波; 目标跟踪; 无线传感器网络

中图分类号 TP273

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.02.015

Target Tracking Algorithm Based on Parallel Particle Filtering in Wireless Sensor Networks

QU Jian-feng¹, CHAI Yi^{1,2}, and GUO Mao-yun¹

(1. College of Automation, Chongqing University Shapingba Chongqing 400030;

2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment and System Security and New Technology, Chongqing University Shapingba Chongqing 400030)

Abstract Focusing on the problem of target tracking in the wireless sensors networks, a parallel collaborative tracking algorithm based on particle filter is proposed. This algorithm is applied to the target tracking based on wireless sensor network dynamic clustering model and target motion model. The tracking accuracy is improved by using the parallel particles filters collaboratively with multi-sensors nodes. The optimal target tracking is implemented by using the information fusion and exchanging target states between the dynamic clusters heads. The simulation results show the target tracking problem in the wireless sensor networks can be solved better by the proposed algorithm, the precision of tracking is increased by about 30% compared with the traditional particle filtering algorithms.

Key words information fusion; particle filter; target tracking; wireless sensor networks

无线传感器网络(wireless sensor networks)在工业以及军事应用中,尤其是在关键区域对目标的监控,如物流管理、运动车辆定位、反恐等领域中,运动目标跟踪得到深入的研究^[1-3]。提高算法的精确性和实时性使目标跟踪算法的性能更优是研究人员所关注的问题。

传感器网络中,由于受节点资源的限制,所采用的算法只能是从当前簇内的所有节点局部信息中获取目标位置和运动轨迹,在下一阶段交给其他的节点来完成,通过网络的连通和动态变化,实现目标的连续跟踪^[4-9]。由于传感器网络环境中是通过多个节点共同参与目标跟踪,如何确定参与目标跟踪

的节点数量,跟踪节点如何获取数据信息,以及如何协作处理这些信息,成为传感器网络动态目标跟踪中需要重点研究的问题。传感器网络中的目标跟踪存在集中式和分布式^[5,10-11]两种结构。集中式跟踪是所有参与目标跟踪的传感器节点将局部量测信息传送到计算中心,由计算中心完成对目标的状态估计;分布式跟踪是通过参与跟踪的传感器节点间局部量测信息的交换与协调,在本地节点协同运算完成对目标的状态估计^[6-9]。

近年来,人们开始尝试将粒子滤波算法应用于目标跟踪,以避免跟踪算法对参数过于敏感的缺点^[2-4]。粒子滤波算法适合处理非线性系统状态估计

收稿日期: 2009-09-25; 修回日期: 2010-01-18

基金项目: 重庆市科委自然科学基金(2010BB2076)

作者简介: 屈剑锋(1976-),男,博士生,主要从事无线传感器网络、信息处理方面的研究。

问题,目前已广泛应用于移动机器人定位、目标跟踪等领域^[1]。

本文提出了一种分布式并行粒子滤波方法,在网络动态分簇的基础上,簇头(CH)节点作为局部目标跟踪的中心,簇内每个节点根据自身的观测量并行地运行粒子滤波器,随着目标的变化,将本地估计传递给簇头,簇头节点最后融合为最优状态估计。当前簇被撤销而新簇产生时,在新的簇头节点,新的粒子集通过前一时刻的目标状态进行重建,从而实现动态目标的连续跟踪。

1 并行粒子滤波目标跟踪算法

1.1 网络模型

假设传感器网络中数量众多的感知节点随机地部署在监控区域内,运动目标在监控区域内运动,每个感知节点都装有距离传感器和角度传感器。距离传感器用来探测目标并估计自身到目标的距离,角度传感器用来测量感知节点与目标之间的夹角。当运动目标在监控区域内运动时,在其位置检测范围内的感知节点通过定时检测、动态分簇、协作定位完成目标定位跟踪。

1.1.1 定时检测

感知节点将周期性地进行检测,如果发现检测范围内出现目标,计算其与目标之间的距离及其夹角,并与邻居节点交换信息。

1.1.2 动态分簇

当有多个感知节点检测到动态目标时,通过互相交换得到的信息选举距离动态目标最近的感知节点成为簇头。如图1所示的网络动态分簇策略图中, R 为节点间的最大通信距离, D 为簇头节点和目标间距离。在簇头节点单跳距离范围内的所有感知节点组织成一个簇,由簇头节点负责接收并处理各感知节点的本地估计,融合后获得目标的最终状态。

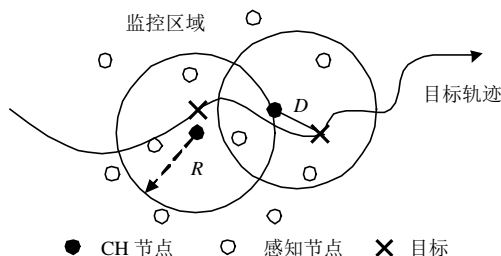


图1 网络动态分簇策略

动态目标的运动行为使得簇内的感知节点成员不断地‘死亡’和‘新生’。当动态目标超出簇头检测范围时,选择当前时刻下距离目标最近的节点作为下一阶段的簇头,当前时刻的簇头将目标的最

优状态估计交给下一时刻的簇头。目标不断地向前运动,簇内感知节点不断死亡和新生,簇头不断地更迭,形成目标的连续跟踪。

1.1.3 协作定位

每个簇内被激活的感知传感器都参与距离目标跟踪,由簇头节点分配粒子的数目,先验状态估计,每个感知节点根据其测量并行的运行粒子滤波器,获得目标的局部最佳状态估计,发送给簇头节点,簇头节点经过融合处理得到当前目标的全局最佳状态估计。

1.2 目标运动模型

假设目标在二维平面运动,跟踪的目的就是估计出目标的状态。对于无线传感器网络的单目标跟踪,目标的运动模型用状态空间模型来表示:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{Q} \cdot \mathbf{u}_{k-1} \quad (1)$$

式中, \mathbf{X}_k 为动态目标在 k 时刻的状态,用向量表示为 $[l_{k,x}, l_{k,y}, v_{k,x}, v_{k,y}]$, $l_{k,x}$ 、 $l_{k,y}$ 分别表示目标 k 时刻在 x 轴和 y 轴的位置, $v_{k,x}$ 、 $v_{k,y}$ 分别表示 k 时刻目标在 x 轴和 y 轴的速度; \mathbf{A} 为状态转移矩阵:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & t\mathbf{I}_2 \\ 0 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{t^2}{2}\mathbf{I}_2 \\ \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$$

\mathbf{I}_2 为二维单位矩阵; t 为观察周期; $\mathbf{u}_{k-1} = [u_x(k-1) \ u_y(k-1)]^T$ 为系统噪声。

测量方程可表示为:

$$\mathbf{d}_k \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{k,x} \\ l_{k,y} \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式中, \mathbf{d}_k 表示目标与节点之间的距离; θ 表示目标与节点之间的夹角; \mathbf{v}_k 表示测量噪声。

1.3 并行粒子滤波跟踪算法

并行粒子滤波跟踪算法根据运行在感知节点的粒子滤波器依次对目标实施定位、跟踪,每一采样时刻,目标所在区域的簇内,每个节点都分配有各自的粒子集,并行地运行粒子滤波定位算法,而且各个感知节点之间不存在信息交换,只有感知节点与簇头之间存在信息交换。每个时刻感知节点将估计值发送到簇头节点,簇头节点融合后得到该时刻目标的状态。当簇头发生转换时,簇头节点就将最后采样时刻的目标状态信息 $\{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k\}$ 传递给下一个被激活簇的簇头节点,新的簇头节点将目标的状态估计发送给当前簇内的每个感知节点,簇内的感知节点由收到的 $\{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{P}_k\}$ 获得粒子,然后继续利用新的量测更新后验概率。

假设 k 时刻分配到感知节点 s 上的粒子数目为 n_j , x 表示状态值, w 表示权值, z 表示测量值, CH为簇头节点。下面对并行粒子滤波跟踪算法进行描述。

1.3.1 初始化

假设 $t=0$ 时目标进入传感器网络, 唤醒感知节点, 这些感知节点根据就近原则动态地选举出簇头节点, 假设有 n 个感知节点和一个簇头节点, 簇头节点分配给每个感知节点的粒子数为 n_j 个, 有:

$$\mathbf{x}_0^{i,j} \sim p(\mathbf{x}_0) \quad i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,n_j \quad (3)$$

1.3.2 感知节点更新

传统的重要性分布函数选取转移概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 作为重要性分布函数, 没有考虑最新观测量, 使得粒子的产生严重依赖于系统状态转移模型。文献[12]提出使用UKF算法结合最新观测量产生一个建议分布函数来替代传统粒子滤波算法中的重要性密度函数。利用UKF算法可以得到 $k > 0$ 时刻粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{i,j}\}_{j=1}^{n_j}$ 的均值 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 和方差 \mathbf{P}_k^i , 即重要性分布函数为:

$$q(\mathbf{x}_k^{i,j} | \mathbf{x}_{k-1}^{i,j}, z_k^i) = N(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (4)$$

从重要性分布函数中抽取粒子 $\mathbf{x}_k^{i,j} \sim N(\bar{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_k^i)$ 进行权值更新:

$$w_k^{i,j} \propto w_{k-1}^{i,j} \frac{p(z_k^i | \mathbf{x}_k^{i,j}) p(\mathbf{x}_k^{i,j} | \mathbf{x}_{k-1}^{i,j})}{q(\mathbf{x}_k^{i,j} | \mathbf{x}_{k-1}^{i,j}, z_k^i)} \quad (5)$$

根据得到的新样本的序列 $\mathbf{x}_k^{i,j}$ 和样本权值 $w_k^{i,j}$, 分别计算第 i 个节点中的 n_j 个加权样本的和 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 、协方差 \mathbf{P}_k^i 以及权值和 w_k^i :

$$\bar{\mathbf{x}}_k^i = \sum_{j=1}^{n_j} \mathbf{x}_k^{i,j} w_k^{i,j} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_k^i = \sum_{j=1}^{n_j} w_k^{i,j} \mathbf{x}_k^{i,j} (\mathbf{x}_k^{i,j})^T \quad (7)$$

$$w_k^i = \sum_{j=1}^{n_j} w_k^{i,j} \quad (8)$$

1.3.3 感知节点信息上传

将状态信息 $\{\mathbf{x}_k^i, w_k^i, \mathbf{M}_k^i, \mathbf{P}_k^i\}$ 传送给簇头节点。

1.3.4 簇头节点融合

簇头节点根据每个感知节点上传来的信息进行融合处理, 并传送至观察者, 有:

$$w_k = \sum_{i=1}^n w_k^i \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_k = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_k^i / w_k \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_k = (1/w_k) \sum_{i=1}^n \mathbf{P}_k^i - \mathbf{x}_k (\mathbf{x}_k)^T \quad (11)$$

1.3.5 感知节点的动态管理

当感知节点超出其测量范围内时, 簇头节点判定其‘死亡’, 在下一阶段到来之前去除这些远离目标的感知节点, 簇成员数量减‘1’; 当以前未在簇内的感知节点感知到目标存在时, 向簇头申请加入簇, 经簇头核准后接受其加入, 簇成员数量加‘1’, 同时向其传输目标状态和分配粒子数量。

1.3.6 动态簇头更新

当运动目标处于簇头量测范围界限时, 需要重新选择新的簇头节点, 并行粒子滤波跟踪算法根据就近原则, 将距离运动目标最近的感知节点确定为新的簇头节点。在簇头交替时传递所有的粒子和权值, 需要传送大量数据消耗大量的能量, 这对于传感器网络是不可取的。现有的研究多采用低维GMM近似后验概率分布, 然后传递GMM参数。考虑到GMM的计算复杂度大, 并行粒子滤波跟踪算法中簇头节点之间的信息交换只传递目标状态信息, 当前时刻的簇头传输状态 $\{\mathbf{x}_k, \mathbf{P}_k\}$ 给新簇头, 实现簇间信息的交换。

2 算法性能

理想的无线传感器网络目标跟踪算法应具有较高的跟踪精度以及尽可能短的跟踪反应时间^[13]。无线传感器网络协同粒子滤波目标跟踪算法(PPF)中主要考虑跟踪精度、跟踪反应时间两种性能指标。跟踪精度表现的是目标跟踪的准确性, 跟踪反应时间表现的是跟踪的实时性。实验中, 将并行粒子滤波目标跟踪算法(PPF)与集中式滤波算法(CPF)做了对比, 与本文提出的并行粒子滤波跟踪算法相比较, 两者的差异主要体现在感知节点是否参与粒子滤波定位方面, 对于集中式粒子滤波是将所有的感知节点的观测量发送给簇头节点, 在簇头节点依次进行粒子滤波与定位跟踪。

2.1 跟踪精度

本文采用平均均方根误差(RMS)作为衡量跟踪精度的指标, RMS定义如下:

$$\text{RMS}_k = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M ((x_{k,m} - \hat{x}_{k,m})^2 + (y_{k,m} - \hat{y}_{k,m})^2)} \quad (12)$$

式中, $\{x_{k,m}, y_{k,m}\}$ 为第 m 次仿真中 k 时刻真实目标位置; $\{\hat{x}_{k,m}, \hat{y}_{k,m}\}$ 表示最小均方误差估计; M 为仿真次数; k 为仿真步骤。

2.2 跟踪反应时间簇头节点能耗

跟踪反应时间由数据传输时间延迟和计算时间延迟组成。假设在一个采样周期内,簇内节点的数量为 n ,感知节点与簇头节点数据通讯时间为 τ_1 ,运行粒子滤波时间为 τ_2 ,则集中式粒子滤波跟踪反应时间为:

$$\text{Delay}_c = \sum_{i=1}^n \tau_1 + \sum_{i=1}^n \tau_2 + \sum_{i=1}^n \tau_1 = 2n\tau_1 + n\tau_2 \quad (13)$$

并行粒子滤波目标跟踪反应时间为:

$$\text{Delay}_p = \sum_{i=1}^n \tau_1 + \tau_2 + \sum_{i=1}^n \tau_1 = 2n\tau_1 + \tau_2 \quad (14)$$

分布式粒子滤波目标跟踪算法反应时间为:

$$\text{Delay}_d = n(n-1)\tau_1 + \tau_2 \quad (15)$$

假设粒子滤波的计算能耗为 e_c ,簇头节点发送数据能耗为 e_t ,接受能耗为 e_r ,则集中式粒子滤波跟踪算法簇头节点能耗定义为:

$$E_c = \sum_{i=1}^n e_c + \sum_{i=1}^n e_t + \sum_{i=1}^n e_r + e_f = n(e_c + e_t + e_r) + e_f \quad (16)$$

并行粒子滤波目标跟踪算法簇头节点能耗定义为:

$$E_p = \sum_{i=1}^n e_t + \sum_{i=1}^n e_r + e_f = n(e_t + e_r) + e_f \quad (17)$$

分布式粒子滤波目标跟踪算法因为每个节点的地位相同,所以每个节点的能耗相同,节点能耗定义为:

$$E_d = \sum_{i=1}^{n-1} e_t + \sum_{i=1}^{n-1} e_r = (n-1)e_t + (n-1)e_r \quad (18)$$

3 实验仿真

采用MATLAB作为仿真平台建立的仿真环境为:在测试区域大小为一个1 000 m×1 200 m的平面上均匀分布150个节点。所有节点具有相同的功能和性能,通信半径为100 m。目标的X轴方向的运动状态为:

$$x_k = x_{k-1} + v_{k-1}^x t + \frac{1}{2} a_{k-1} t^2 + \phi_{k-1} \quad (19)$$

式中, $x_{k-1} + v_{k-1}^x t$ 为状态更新方程; $\frac{1}{2} a_{k-1} t^2 + \phi_{k-1}$ 为加速度引起的过程噪声; t 为采样间隔。且:

$$v_k = 28 \sin(\omega \pi k) \quad (20)$$

$$a_k = \dot{v}_k = 28 \omega \pi \cos(\omega \pi k) \quad (21)$$

式中, $\omega=0.02$; $\phi_{k-1} \sim N(0,10)$ 。

Y轴方向目标的运动状态为:

$$y_k = y_{k-1} + v_{k-1}^y t + \theta_{k-1} \quad (22)$$

式中, $v_{k-1}^y \sim N(0,20)$; $\theta_{k-1} \sim N(0,5)$ 。目标起始位置

状态向量为 $[x_0, y_0] = [0, 0]^T$,传感器的测量模型如1.2节所述,测量噪声 v_k 均服从于 $v_{x,y}(k) \sim N(0, R_k)$, $R_k = 1$ 。

3.1 算法性能

对并行粒子滤波目标跟踪算法性能进行测试,图2显示的是动态目标轨迹以及动态簇头转换的结果。可以看出,在传感器网络中,运用并行粒子滤波算法可以实现对单目标动态跟踪。

图3显示的是经簇头融合计算后,目标X轴的实际位置和不同粒子数目下的估计位置,图4是X方向不同粒子数目下的估计误差。

图5显示的是经簇头融合计算后,目标Y轴的实际位置和不同粒子数目下的估计位置,图6是Y方向不同粒子数目下的估计误差。

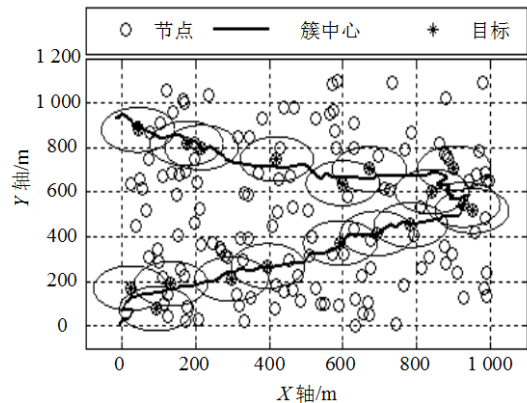


图2 目标轨迹和动态成簇结果

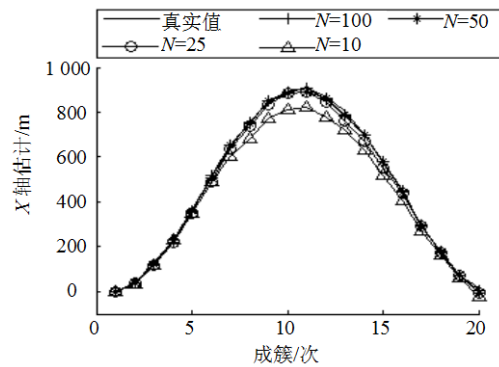


图3 X轴位置估计结果

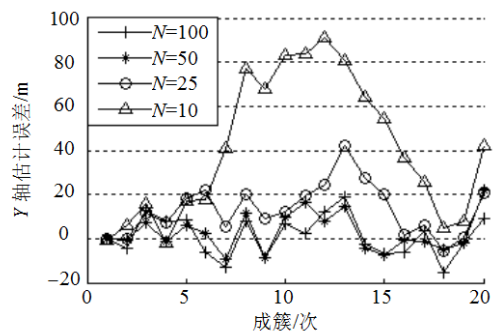


图4 X轴位置估计误差

通过实验分析可以得出以下结论:

- 1) 粒子数目对估计误差有影响, 估计误差随着粒子数目的增加而减小;
- 2) 目标在转弯处的估计误差比正常运动下的估计误差增大, 当粒子数目为10时, 在转弯处估计误差太大而没有应用价值;
- 3) 当粒子数目大于一定数目时, 粒子数目的增加对目标估计的精度提升不大;
- 4) 均衡能量与目标追踪反应时间粒子数目取50时, 目标追踪性能达到最优。

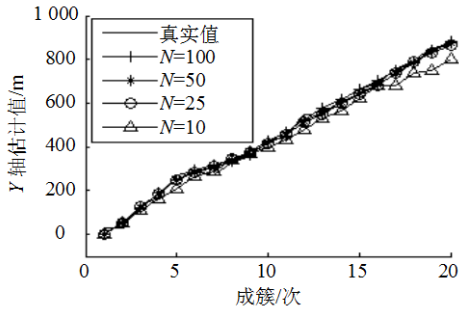


图5 Y轴位置估计结果

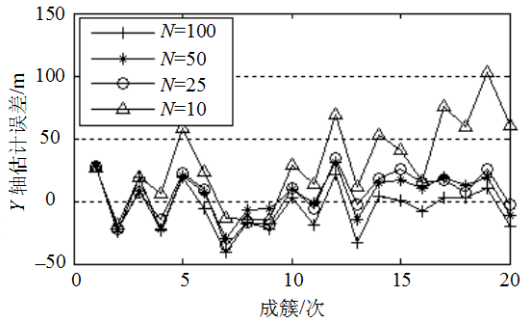


图6 Y轴位置估计误差

3.2 对比实验

3.2.1 跟踪精度

用Matlab软件进行50次仿真, 每次仿真采用相同的目标运动轨迹、随机的系统噪声序列和测量噪声序列, 采用位置均方根误差(RMS)性能指标对集中式粒子滤波跟踪算法(CPF)和分布式粒子滤波跟踪算法(DPF)与本文所提出的并行粒子滤波跟踪算法(PPF)进行比较, 结果如图7所示。

在直线运行时, 并行粒子滤波算法的RMS和分布式粒子滤波跟踪算法RMS误差相差不大, 是集中式粒子滤波跟踪算法RMS的30%~50%; 在目标转弯处, 并行粒子滤波算法的RMS误差是分布式粒子滤波跟踪算法的RMS误差的50%左右, 是集中式粒子滤波跟踪算法RMS误差的30%左右。可以看出, 并行粒子滤波跟踪算法与分布式粒子滤波跟踪算法和集中式粒子滤波跟踪算法相比较, 目标跟踪的精

度得到了提高。

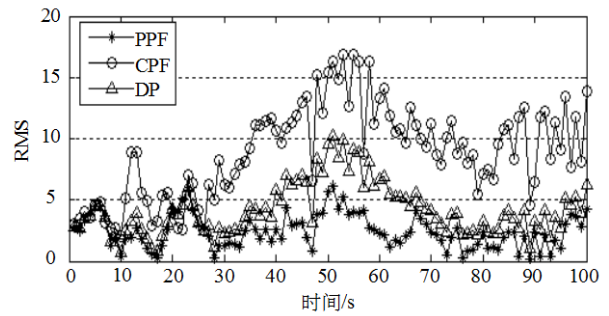


图7 RMS结果对比

3.2.2 跟踪反应时间和簇头节点能耗分析

如图8所示, 集中式粒子滤波跟踪算法(CPF)和并行粒子滤波跟踪算法(PPF)目标追踪反应时间延迟都呈线性增长, 分布式粒子滤波跟踪算法(DPF)反应时间呈指数增长。当节点通讯时间 τ_1 为0.01 s、粒子滤波算法运行时间 τ_2 时间为0.05 s、簇内的节点数目为15时, PPF算法目标追踪反应时间为CPF算法的25%, 是DPF算法的10%左右。随着簇内节点数目的增多, 3种算法之间的追踪反应时间差会更加明显。

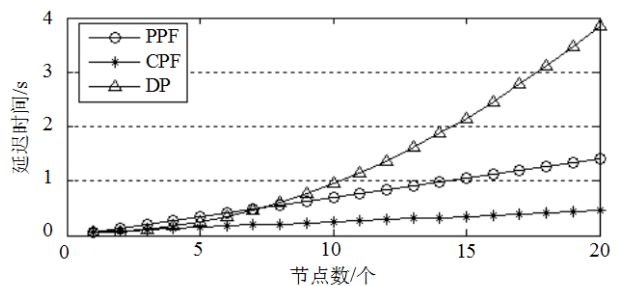


图8 跟踪反应时间

簇头节点能耗如图9所示, 集中式算法的簇头节点能耗随着传感器节点数的增加大于并行粒子滤波跟踪算法, 并行粒子滤波跟踪算法将簇头的能量消耗分配到各个感知节点, 减轻了簇头节点的能耗, 延长了网络寿命; 而分布式粒子滤波跟踪算法的节点能耗与并行粒子滤波跟踪算法簇头节点的能耗相差不大。

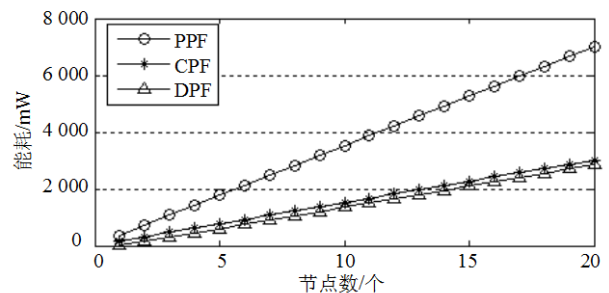


图9 簇头节点能量消耗对比

4 结 论

本文利用传感器网络的连通性和目标运动的连续性,将运动规律预测与粒子滤波算法相结合,提出一种应用于传感器网络的动态目标并行粒子滤波跟踪算法,该算法精度高,反应时间快,能量消耗均衡,适合于传感器网络中动态目标的跟踪。该算法较好地解决了无线传感器网络环境下的运动目标跟踪问题,实验仿真证明了算法的正确性,实验也验证了算法的效率与精度。

参 考 文 献

- [1] 方正, 佟国峰, 徐心和. 一种鲁棒高效的移动机器人定位方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(1): 48-53.
FANG Zheng TONG Guo-feng, XU Xin-he. A robust and efficient algorithm for mobile robot localization[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(1): 48-53.
- [2] BAGGIO A, LANGENDOEN K. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4325(11): 317-328.
- [3] JOAQUÍN M, ANTONIO A-R. Particle filtering algorithms for tracking a maneuvering target using a network of wireless dynamic sensors[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006: 163-163.
- [4] 范乐昊, 邱晓晖. 分布式粒子滤波算法在面向跟踪的无线传感器网络中的应用[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2008, 28(2): 80-85.
FAN Le-hao, QIU Xiao-hui. Distributed particle filtering applied in WSN of object tracking[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2008, 28(2): 80-85.
- [5] 邹冈, 石章松, 刘忠. 传感器网络中的分布式粒子滤波被动跟踪算法比较研究[J]. 传感技术学报, 2007, 20(6): 1344-1348.
ZOU Gang, SHI Zhang-song, LIU Zhong. Comparison of decentralized particle filter algorithms in sensor networks for passive tracking[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(6): 1344-1348.
- [6] 杨小军, 邢科义, 施坤林, 等. 传感器网络下机动目标动态协同跟踪算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(10): 1029-1035.
YANG Xiao-jun, XING Ke-yi, SHI Kun-lin, et al. Dynamic collaborative algorithm for maneuvering target tracking in sensor networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(10): 1029-1035.
- [7] YAN Z Y, ZHENG B Y, XU L, et. al. Collaborative tracking via particle filter in wireless sensor networks[J]. Journal of Electronics, 2008, 25(3): 311-318.
- [8] MA Hui, BWH N. Collaborative data and information processing for target tracking in wireless sensor networks[C]//2006 IEEE International Conference on Industrial Informatics. Singapore: IEEE, 2006: 647-652.
- [9] OZDEMIR O, NIU R X, PRAMOD V K. Tracking in wireless sensor networks using particle filtering: physical layer considerations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(5): 1987-1999.
- [10] 马瑞恒, 盛晓红. 无线传感网络中分布式粒子滤波的目标追踪算法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2006, 7(5): 421-425.
MA Rui-heng, SHENG Xiao-hong. Target tracking based on distributed particle filter in wireless sensor network[J]. Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science), 2006, 7(5): 421-425.
- [11] SHENG X, HU Y H. Distributed particle filters for wireless sensor network target tracking[C]//2005 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Philadelphia, USA: IEEE, 2005: 845-848.
- [12] WAN E A, MERWE R. The unscented kalman filter for nonlinear estimation[C]//2000 IEEE International Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing, Communications and Control. Alberta, Canada: IEEE, 2000: 153-158.
- [13] 黄艳, 于海斌. 基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(12): 1389-1394.
HUANG Yan, YU Hai-bin. Tracking algorithms based on particle filter for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2008, 23(12): 1389-1394.

编辑 漆蓉