

文章编号: 1001-0920(2008)12-1389-06

基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法

黄艳^{1,2}, 梁犇¹, 于海斌¹

(1. 中国科学院 a. 沈阳自动化研究所, b. 工业信息学重点实验室, 沈阳 110016; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 传感器节点的组织 and 路由对无线传感器网络(WSN)目标跟踪算法的性能有重大影响. 为此, 针对具有簇-树型网络拓扑结构的 WSN, 首先给出集中式粒子滤波跟踪算法(CPFTA)实现的具体步骤; 然后提出一种分布式粒子滤波跟踪算法(DPFTA), 构建性能评价体系, 通过仿真实验给出两种跟踪算法的定量比较, 结果表明 DPFTA 的跟踪精度稍低于 CPFTA, 但能大幅度减少通信开销, 而且具有更小的跟踪反应时间; 最后仿真分析了传感器覆盖密度和检测阈值对跟踪算法性能的影响.

关键词: 无线传感器网络; 粒子滤波; 目标跟踪

中图分类号: TP393

文献标识码: A

Tracking algorithms based on particle filter for wireless sensor networks

HUANG Yan^{1,2}, LIANG Wei¹, YU Hai-bin¹

(1a. Shenyang Institute of Automation, 1b. Key Laboratory of Industrial Informatics, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2. School of Graduate Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China.

Correspondent: YU Hai-bin, E-mail: yhb@sia.cn.)

Abstract: Performance of the tracking algorithm for wireless sensor networks (WSN) is significantly affected by the organization of sensor nodes and routing. For a WSN with cluster-tree topology, this paper presents the implementation details of centralized particle filter based tracking algorithm (CPFTA), and then proposes a distributed particle filter based tracking algorithm (DPFTA). A performance evaluation system is established. Two tracking algorithms are quantitatively compared by simulation. The results indicate that DPFTA can reduce the communication cost and tracking response time significantly at only a slight expense of tracking performance. Finally, the relationship between node density, detection threshold and the performance of tracking algorithms is studied by simulation.

Key words: Wireless sensor networks; Particle filter; Target tracking

1 引言

无线传感器网络(WSN)由大量密集部署在监控区域内,具有通信与计算能力的智能传感器节点构成,能够根据环境自主地完成指定任务^[1]. 动态目标跟踪是 WSN 的一项关键任务. WSN 本质上是一个分布式系统,每个传感器节点只有精度不高的局部信息且覆盖范围小,但传感器节点间具有很强的协同能力,可通过协同信息处理完成对目标状态的准确估计^[2,3].

在 WSN 中实现目标跟踪具有以下挑战:1) 通信带宽和能量受限,节点协同过程中量测信息的传

送会消耗大量能量. 2) 实时性. WSN 必须实时估计出目标的状态参数,据此推测目标将要到达的区域,以进行有效的拦截. 基于 WSN 的目标跟踪存在两种计算模式:1) 集中式. 所有传感器节点将局部量测信息传送到信息处理中心,由处理中心完成目标的状态估计. 2) 分布式. 依赖传感器节点间局部量测信息的交换与协调,通过本地运算完成目标的状态估计.

能够对任何状态分布进行准确估计的粒子滤波^[4](Particle filter)非常适合于目标跟踪. Sheng 等^[5]首先在 WSN 中实现了基于 CPF (Centralized

收稿日期: 2007-09-26; 修回日期: 2008-02-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60434030, 60704046, 60725312); 辽宁省青年人才基金项目(3040004).

作者简介: 黄艳(1981—),女,南京人,博士生,从事无线传感器网络、信息融合的研究; 于海斌(1964—),男,黑龙江密山人,研究员,博士生导师,博士,从事无线通信、分布控制系统及网络化制造的研究.

PF)的目标跟踪.为了适应 WSN 节点资源有限的特点,Coates^[6]将计算负担和通信负担分布到网络中的每个节点,但算法在执行前需要复杂的学习过程. Sheng 等^[7]提出了两种 DPF(Distributed PF)跟踪算法,WSN 被划分为互不关联的多个 clique,PF 顺序地或并行地在各个 clique 执行,局部 PF 交替或融合处理时采用高斯混合模型(GMM)来近似粒子和权值. Ma 等^[8]在文献[7]的基础上增加一个传感器节点筛选机制,并将扩展卡尔曼滤波引入 PF.

现有的研究大多将注意力集中在如何将 PF 的计算负担和通信负担分布到整个 WSN 以及如何提高分布式目标跟踪的精度.由于 WSN 固有的能量、通信和计算资源有限以及自组网等特点,WSN 的目标跟踪问题具有一定的特殊性.它需要考虑多项性能指标,而且传感器节点的组织 and 路由对跟踪算法的性能也有着重大影响.

本文针对具有簇-树型网络拓扑结构的 WSN,首先给出集中式粒子滤波跟踪算法(CPFTA)实现的具体步骤;然后提出一种分布式粒子滤波跟踪算法(DPFTA).CPFTA 中,基站通过簇-树型网络拓扑结构收集量测信息,然后运行 SIR 粒子滤波器. DPFTA 采用与文献[7, 8]类似的思想,SIR 粒子滤波器依次在各被激活簇运行.但是,局部 PF 交替时不采用计算复杂度较大的 GMM,而是直接传递目标状态信息,并利用新的被激活簇内前一采样时刻的量测信息,调节由目标状态信息采样得到的粒子.构建包括跟踪精度、通信开销和跟踪反应时间的性能评价体系,通过仿真实验给出定量比较,进而仿真分析传感器覆盖密度和检测阈值对跟踪算法性能的影响.

2 问题描述

为了阐述问题方便,下面说明有关网络模型的一些假设,并给出目标跟踪过程中的系统模型和测量模型.

2.1 网络模型

由高密度分布的低端传感器节点、低密度分布的高性能 CH 节点以及基站(BS)组成的 WSN 被部署在监测区域 A 上.由于传感器节点的数量很多,本文以随机的方式部署传感器节点,假设传感器节点以密度(个/m²)均匀分布在监测区域 A 上.根据监测区域和监测对象的特性将 A 划分为多个小区域,每个小区域内的所有传感器节点组成一个簇.由于 CH 节点的数量很少,本文以确定的方式部署,每个小区域内必须放置一个 CH 节点作为簇首. BS 被放置在 A 的边缘.簇内传感器节点与 CH 节点之间采用一跳通信,相邻簇的 CH 节点之间可以通信,

多个 CH 节点与 BS 之间形成反向多播树,该簇-树型网络拓扑结构如图 1 所示.

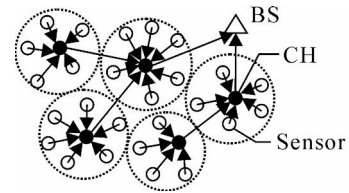


图 1 簇-树型网络拓扑结构

2.2 系统模型

本文只考虑监测区域 A 中存在一个机动目标的情况.假设 k 时刻目标的坐标为 $(x(k), y(k))$,速度矢量为 $(\dot{x}(k), \dot{y}(k))$,定义状态变量 $X_k = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]^T$,机动目标在 $x-y$ 平面上的运动满足标准二阶模型,状态方程如下:

$$X_k = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_{k-1} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} W_{k-1}. \quad (1)$$

其中: T 为采样间隔, $W_{k-1} = [w_x(k-1), w_y(k-1)]^T$ 为系统噪声.

2.3 测量模型

本文采用声音传感器对目标进行探测.传感器 j 在 k 时刻采集的信号能量主要包括目标声信号衰减后传播到传感器的信号和背景噪声信号^[5]

$$z_j(k) = \frac{S(k)}{R(k) - r_j}^2 + j(k). \quad (2)$$

其中: $S(k)$ 为 k 时刻距离目标 1m 处的信号能量, $R(k)$ 为 k 时刻目标的坐标, r_j 为传感器 j 的坐标, $j(k)$ 为加性高斯噪声.由于声音信号的传播速度相对较低,声音信号的相关距离往往较小.本文假设各传感器节点的观测相互独立,且各 CH 节点已知簇内所有传感器节点的坐标.

为了平衡信息收益和参与协作的消耗,只有距目标较近的传感器节点才需要提供目标的量测信息.设定一个检测阈值 D_T ,采集的信号能量高于 D_T 的量测信息 $z_j(k)$ 才为有效量测.随着目标在 WSN 中移动以及测量噪声的随机性, k 时刻有效量测的数量是随机的.

3 基于粒子滤波的目标跟踪算法

3.1 粒子滤波

假定动态时变系统描述如下:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}), \quad (3)$$

$$z_k = h_k(x_k, n_k). \quad (4)$$

其中: x_k 表示系统状态, f_k 为状态转移函数, v_k 为过程噪声, z_k 表示量测, h_k 为传感器的量测函数, n_k 为

量测噪声. 若已知状态的初始概率密度函数为 $p(x_0 / z_0) = p(x_0)$, 则状态预测方程为

$$p(x_k / z_{1:k-1}) = \int p(x_k / x_{k-1}) p(x_{k-1} / z_{1:k-1}) dx_{k-1}, \quad (5)$$

状态更新方程为

$$p(x_k / z_{1:k}) = \frac{p(z_k / x_k) p(x_k / z_{1:k-1})}{p(z_k / z_{1:k-1})}. \quad (6)$$

式(5)和(6)描述了最优贝叶斯估计的基本思想, 但式(5)中的积分对于非高斯非线性系统难以获得解析解.

基于随机采样运算的 Monte Carlo 方法, 可将积分运算转化为有限样本点的求和运算, 即状态概率密度分布可用如下经验概率分布来近似表述:

$$p(x_{0:k} / z_{1:k}) \approx \frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} w_k^i(x_{0:k} - x_{0:k}^i), \quad (7)$$

其中 $p(x_{0:k} / z_{1:k})$ 表示 z 观测序列下 x 的概率密度. 通常情况下难以直接从 $p(x_{0:k} / z_{1:k})$ 抽样得到样本, 于是引入重要性函数. 重要性采样需要得到 k 时刻以前所有的观测数据, 实际中多采用可实现递推估计的 SIS 算法. 对于 SIS 算法, 粒子数匮乏是其主要缺陷. 为了避免粒子匮乏, Gordon 等提出了重采样方法, 于是 SIS 和重采样就构成通常的 SIR 粒子滤波器.

3.2 集中式粒子滤波跟踪算法(CPFTA)

k 时刻 ($k = 1, \dots, K$) 满足 $z_j(k) \in D_T$ 的所有传感器节点将 $z_j(k)$ 传送到 CH 节点, 再由反向多播树传送到 BS, 最后在 BS 上运行 SIR 粒子滤波器. 当然, 这些满足 $z_j(k) \in D_T$ 的传感器节点可能属于不同的簇. CPFTA 如算法 1 所述.

算法 1(CPFTA)

1: 初始化 $k = 0$:

For $i = 1, \dots, N_S$, 采样 $x_0^i \sim p(x_0)$.

2: For $k = 1, \dots, K$, 有:

2.1: 收到 N_k 个独立量测.

2.2: For $i = 1, \dots, N_S$, 有:

1) 采样 $x_k^i \sim p(x_k / x_{k-1}^i)$;

2) 计算重要性权值

$$w_k^i = \frac{p(z_1(k), \dots, z_{N_k}(k) / x_k^i)}{p(z_1(k) / x_{k-1}^i) \prod_{j=1}^{N_k} p(z_j(k) / x_k^i)}$$

3) 归一化重要性权值 $\hat{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^{N_S} w_k^i}$.

2.3: 重采样.

2.4: 状态估计 $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^{N_S} \hat{w}_k^i x_k^i$,

协方差估计

$$P_k = \frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} (x_k^i - \hat{x}_k)(x_k^i - \hat{x}_k)^T.$$

3.3 分布式粒子滤波跟踪算法(DPFTA)

DPFTA 通过一系列的局部粒子滤波器依次对目标实施定位、跟踪, 每一采样时刻只有目标所在区域的簇被激活并运行 SIR 粒子滤波器. k 时刻, 被激活簇内满足 $z_j(k) \in D_T$ 的所有传感器节点将 $z_j(k)$ 传送到 CH 节点, 然后在 CH 节点上运行 SIR 粒子滤波器. 一旦目标离开当前的被激活簇, CH 节点就将最后采样时刻的目标状态信息 $\{\hat{x}_k, P_k\}$ 传递给下一个被激活簇的 CH 节点. 新的 CH 节点通知簇内的传感器节点传送前一采样时刻的有效量测. 由收到的 $\{\hat{x}_k, P_k\}$ 以及 $z_j(k)$ 获得粒子, 然后继续利用新的量测更新后验概率. 整个目标的状态估计是在最后一个被激活簇的 CH 节点上完成的.

为了减少通信消耗和时间延迟, 在局部粒子滤波器交替时传递所有的粒子和权值是不可取的. 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 的计算复杂度较大, DPFTA 中局部粒子滤波器之间只传递目标状态信息. CPFTA 可以利用 WSN 中所有的有效量测进行状态估计, 而任一采样时刻 DPFTA 只利用一个簇内的有效量测. 为了充分利用 WSN 中的有用信息, 利用新的被激活簇内前一采样时刻的有效量测调节由目标状态信息采样得到的粒子. DPFTA 如算法 2 所述.

算法 2(DPFTA)

1: 初始 CH 节点 a :

1.1: For $i = 1, \dots, N_S$, 采样 $x_0^i \sim p(x_0)$.

1.2: For $k = 1, \dots, K_a$, 执行算法 1 的 2.1 ~ 2.4.

1.3: 将 \hat{x}_{K_a} 和 P_{K_a} 传递给下一个被激活簇的 CH 节点 b .

2: CH 节点 b :

2.1: 通知簇内的传感器节点, 收到 N_{K_a} 个 $z_j(K_a)$.

2.2: 由 \hat{x}_{K_a}, P_{K_a} 和 $z_j(K_a)$ 获得粒子 x_0^i .

1) For $i = 1, \dots, N_S$, 采样 $x_0^i \sim N(\hat{x}_{K_a}, P_{K_a})$;

2) $\hat{x}_0^i = \frac{1}{N_{K_a}} \sum_{j=1}^{N_{K_a}} p(z_j(K_a) / x_0^i)$, $\hat{x}_0^i = \hat{x}_0^i / \sum_{i=1}^{N_S} \hat{x}_0^i$;

3) 执行算法 1 的 2.3.

2.3: For $k = 1, \dots, K_b$, 执行算法 1 的 2.1 ~ 2.4.

2.4: 将 \hat{x}_{K_b} 和 P_{K_b} 传递给下一个被激活簇的 CH 节点 c .

3: CH 节点 c 重复之前节点的操作.

注 1 K_a 和 K_b 分别为目标在该区域的最后采样时刻.

4 性能评价体系

WSN 的目标跟踪需要考虑多项性能指标,包括跟踪精度、通信开销和跟踪反应时间等.理想的 WSN 目标跟踪算法应具有较高的跟踪精度以及尽可能少的通信开销和跟踪反应时间.要提高跟踪精度,就要融合较多传感器节点的量测信息,也就需要传输较多的信息.可见,跟踪精度和通信开销是一对矛盾.跟踪反应时间决定了网络能否实时获得跟踪信息,与跟踪算法中的路由方式以及通信开销有关.WSN 目标跟踪算法的设计依赖于一套完整的评价体系.下面分别给出各项性能指标的形式化描述.

4.1 跟踪精度

跟踪精度是反映跟踪效果好坏的指标,本文用均方根误差 (RMSE) 来度量跟踪效果的好坏.目标位置的 RMSE 定义如下:

$$E_p(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [(x_{k,m} - \hat{x}_{k,m})^2 + (y_{k,m} - \hat{y}_{k,m})^2]}. \quad (8)$$

其中: M 为 Monte Carlo 仿真次数, $(x_{k,m}, y_{k,m})$ 和 $(\hat{x}_{k,m}, \hat{y}_{k,m})$ 分别为第 m 次仿真中 k 时刻目标的真实位置和位置估计值. RMSE 反映了位置估计值偏离目标真实位置的程度.

4.2 通信开销

本文用目标跟踪过程中的数据传输量来度量通信开销的大小. CPFTA 中, $z_j(k)$ 首先传送到 CH 节点,再由反向多播树传送到 BS. 一个 $z_j(k)$ 就需要传输多次,且随着目标 T 与 BS 距离的增加而增加. DPFTA 中, $z_j(k)$ 只需要传送到 CH 节点,传输 1 次可以. 一旦目标离开该簇, CH 节点需要将最后采样时刻的 $\{x_k, P_k\}$ 传递给下一个被激活簇的 CH 节点,然后由新的 CH 节点通知簇内传感器节点传送前一采样时刻的有效量测. 假设 $z_j(k)$ 和 $\{x_k, P_k\}$ 用相同比特长度的数据包传送且通信可靠,则 CPFTA 和 DPFTA 数据传输量的比较就可以简化为数据传输次数的比较.

假设 CPFTA 和 DPFTA 中, k 时刻有效量测的数量分别为 $N_c(k)$ 和 $N_d(k)$, $N_d(k) \leq N_c(k)$, 各有效量测需要的传输次数分别为 $f_c^k(i)$ ($i = 1, \dots, N_c(k)$), $f_d^k(j)$ ($j = 1, \dots, N_d(k)$). k 时刻数据传输的次数分别为

$$CT_c(k) = \sum_{i=1}^{N_c(k)} f_c^k(i), \quad (9)$$

$$CT_d(k) = \sum_{j=1}^{N_d(k)} f_d^k(j) + s(k). \quad (10)$$

其中: $f_d^k(j) = 1$; 局部粒子滤波器交替时 $s(k) = 2 + N_n(k - 1)$, 否则为 0; $N_n(k - 1)$ 为 $k - 1$ 时刻新的被激活簇内有效量测的数量. 整个目标跟踪过程的通信开销为 $CT = \sum_{k=1}^K CT(k)$. CPFTA 的通信开销为

$$CT_c = \sum_{k=1}^K CT_c(k) = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{N_c(k)} f_c^k(i). \quad (11)$$

DPFTA 的通信开销为

$$CT_d = \sum_{k=1}^K CT_d(k) = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{j=1}^{N_d(k)} f_d^k(j) + s(k) \right). \quad (12)$$

仿真 M 次的平均通信开销为 $CT_m = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M CT$.

4.3 跟踪反应时间

跟踪反应时间是指 WSN 获得目标状态信息 (位置、速度等) 所需的时间,包括有用数据传输的时间和算法计算所消耗的时间. 假设 CPFTA 和 DPFTA 计算造成的时间延迟相当,则 k 时刻跟踪反应时间的大小由 k 时刻数据传输造成的时间延迟决定. 不考虑数据包等待发送的时间, k 时刻数据传输造成的时间延迟由 k 时刻状态估计需要的数据传输量来决定. 采用与 4.2 节相同的假设,本文用 k 时刻数据传输次数 $CT(k)$ 来度量跟踪反应时间的大小, CPFTA 和 DPFTA 的跟踪反应时间如式 (9) 和 (10) 所示. 可见,跟踪反应时间与跟踪算法中的路由方式以及通信开销有关.

5 仿真分析

5.1 仿真设置

仿真场景如图 2 所示. 传感器节点均匀分布在 $100 \times 100 \text{ m}^2$ 的监测区域上,密度为 $\rho = 0.002$ 个 / m^2 . 监测区域被划分为 4 个 $50 \times 50 \text{ m}^2$ 的小区域, $CH_1(25, 25)$, $CH_2(75, 25)$, $CH_3(25, 75)$ 和 $CH_4(75, 75)$ 为各个小区域的 CH 节点, BS(0, 0) 为基站, 基站与 CH 节点之间形成图 2 所示的反向多播树.

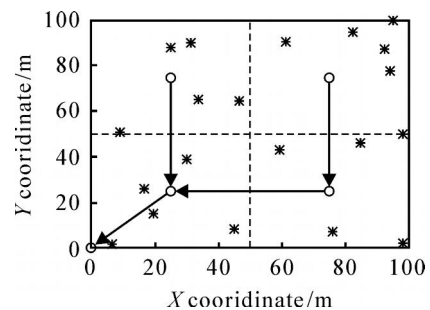


图 2 仿真场景

机动目标 T 的运动模型如 2.2 节所述. T 的初始状态为 $X_0 = [100, -10, 25, 10]^T$, 系统噪声为 $W_k = [w_x, w_y]^T \sim N(0, Q_k)$, $Q_k = \text{diag}([0.01, 0.01])$. 粒子的初始状态概率密度 $p(X_0) \sim N(\bar{X}_0, M_0)$, $\bar{X}_0 = [101, -10.05, 26.5, 9.9]^T$, $M_0 = \text{diag}([1, 0.05, 1.5, 0.1])$. 传感器的测量模型如 2.3 节所述, $S = 5000$, 采样间隔 $T = 0.75\text{ s}$, 测量噪声 $j(k) \sim N(0, R_k)$, $R_k = 0.6^2$, 阈值 $D_T = 5$. CPFTA 和 DPFTA 采用相同的粒子数 $N_s = 2500$. 用 Matlab 软件进行 500 次 Monte Carlo 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.

5.2 仿真结果

从图 3 可以看出, DPFTA 的跟踪精度稍低于 CPFTA. 因为目标追踪过程中, CPFTA 可以利用 WSN 中所有有效量测进行状态估计, 而 DPFTA 中只有部分传感器节点提供量测信息. 同时, 局部粒子滤波器交替时也会带来误差. 但是, CPFTA 在对目标进行追踪时, 网络的平均通信开销为 89, 而 DPFTA 的平均通信开销为 39, 仅为 CPFTA 的 44%. 因为 CPFTA 中目标的状态估计在 BS 上完成, 所以每一采样时刻跟踪反应时间的大小都要大于 DPFTA. 如图 4 所示, WSN 就不能及时采取行动, 比如指引追踪者迅速而准确地拦截目标.

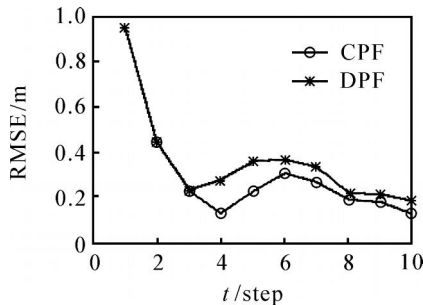


图 3 仿真 500 次得到的 RMSE

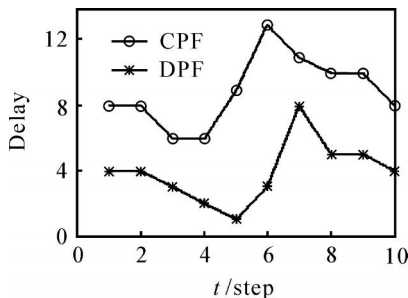


图 4 仿真 1 次得到的跟踪反应时间

5.3 仿真比较

为了更全面地了解 WSN 目标跟踪算法的性能, 仿真分析了传感器覆盖密度和检测阈值对跟踪算法性能的影响. 忽略随机噪声引起的波动, 跟踪精

度的比较需要综合考虑 RMSE 的均值和方差.

表 1 给出了不同传感器覆盖密度 (ρ) 时 RMSE 的均值 (E), 方差 (S) 和平均通信开销 (C). 比较分析后发现, 适当增加传感器的数量可以改善跟踪精度, 比如从 0.002 增加到 0.0028. 但是, 传感器覆盖密度并非越大越好, 当从 0.0028 增加到 0.0032 时, 跟踪精度的改善变小. 同时, 随着 ρ 的增加, 平均通信开销也有所增加. WSN 设计时需要综合考虑成本和性能来选择合适的 ρ .

表 1 不同 ρ 时的比较

	$\rho = 0.002$		$\rho = 0.0028$		$\rho = 0.0032$	
	CPFTA	DPFTA	CPFTA	DPFTA	CPFTA	DPFTA
E	0.3024	0.3563	0.2185	0.2463	0.1625	0.2202
S	0.2476	0.2261	0.1300	0.1223	0.1411	0.1181
C	89	39	152	68	169	76

表 2 给出了 $\rho = 0.002$, 设定不同的检测阈值 D_T 时 RMSE 的均值、方差和平均通信开销. 可见, 提高 D_T 会降低跟踪精度, 但同时能够大幅度减少通信开销. 根据具体应用要求设定不同的 D_T 可以在跟踪精度和通信开销之间获得折中.

表 2 不同 D_T 时的比较

	$D_T = 5$		$D_T = 8$	
	CPFTA	DPFTA	CPFTA	DPFTA
E	0.3024	0.3563	0.3309	0.3938
S	0.2476	0.2261	0.3081	0.2932
C	89	39	57	27

6 结 论

目标跟踪是 WSN 的一项关键任务. 由于网络通信带宽以及传感器能量的限制, 基于层次型网络结构的分布式算法是当前研究的热点. 本文针对具有簇-树型网络拓扑结构的无线传感器网络, 首先给出了 CPFTA 实现的具体步骤, 然后提出一种 DPFTA, 并构建了包括跟踪精度、通信开销和跟踪反应时间的性能评价体系. 仿真结果表明, DPFTA 在保持较高跟踪精度的同时, 能够大幅度减少平均通信开销, 而且具有更小的跟踪反应时间. 通过仿真分析可知, 适当增加传感器的数量可以改善跟踪精度, 设定不同的检测阈值可以在跟踪精度和平均通信开销之间获得折中. 如何进一步提高 DPFTA 的跟踪精度以及通信质量对跟踪算法的影响尚有待进一步研究.

参考文献(References)

[1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless sensor networks: A survey [J]. Computer Networks, 2002, 38(4): 393-422.

- [2] Zhao Feng, Liu Jie, Liu Juan, et al. Collaborative signal and information processing: An information-directed approach[J]. Proc of the IEEE, 2003, 91(8): 1199-1209.
- [3] Ma Hui, Ng Brian. Collaborative signal processing framework and algorithms for targets tracking in wireless sensor networks[C]. Proc of SPIE. Brisbane, 2006, 6035: 1-12.
- [4] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [5] Sheng X H, Hu Y H. Sequential acoustic energy based source localization using particle filter in a distributed sensor network[C]. Proc of ICASSP '04. Montreal, 2004, 3: 972-975.
- [6] Coates M. Distributed particle filters for sensor networks[C]. Proc of 3rd Int Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Berkeley: ACM Press, 2004: 99-107.
- [7] Sheng X H, Hu Y H, Ramanathan P. Distributed particle filter with GMM approximation for multiple targets localization and tracking in wireless sensor network[C]. Proc of 4th Int Symposium on Information Processing in Sensor Networks. Los Angeles: ACM Press, 2005: 181-188.
- [8] Ma Hui, Ng Brain. Collaborative data and information processing for target tracking in wireless sensor networks[C]. Proc of IEEE Int Conf on Industrial Informatics. Singapore, 2006: 647-652.

(上接第 1382 页)

- [2] Yong Huang Lin, Pin Chan Lee, Hsin I Ting. Dynamic multi-attribute decision making model with grey number evaluations[J]. Expert Systems with Applications, 2007.
- [3] 李伟军, 叶飞. 基于灰色关联度的区间评价方法探讨[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(2): 55-57.
(Li W J, Ye F. Interval appraise method based on grey relation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(2): 55-57.)
- [4] 党耀国, 刘思峰, 刘斌, 等. 多指标区间数关联决策模型的研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2004, 36(3): 403-406.
(Dang Y G, Liu S F, Liu B, et al. Study on incidence decision making model of multi-attribute interval number[J]. J of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2004, 36(3): 403-406.)
- [5] Zhang J J, Wu D S, Olson D L. The method of grey related analysis to multiple attribute decision making problems with interval numbers[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2005, 42: 991-998.
- [6] 徐泽水, 达庆利. 区间型多属性决策的一种新方法[J]. 东南大学学报, 2003, 33(4): 498-501.
(Xu Z S, Da Q L. New method for interval multi-attribute decision-making[J]. J of Southeast University, 2003, 33(4): 498-501.)
- [7] 张吉军. 区间数多指标决策问题的灰色关联分析法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(6): 1030-1033.
(Zhang J J. The method of grey related analysis to multiple attribute decision making problems with interval numbers[J]. Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(6): 1030-1033.)
- [8] Jahanshahloo G R, Hosseinzadeh Lot F, Izadikhah M. An algorithmic method to extend TOPSIS for decision-making problems with interval data[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 175(2): 1375-1384.
- [9] 尤天慧, 樊治平. 区间数多指标决策的一种 TOPSIS 方法[J]. 东北大学学报, 2002, 23(9): 840-843.
(You T H, Fan Z P. TOPSIS method for multiple attribute decision making with intervals[J]. J of Northeastern University, 2002, 23(9): 840-843.)
- [10] Daisuke Yamaguchi, Guo Dong Li, Masatake Nagai. A grey-based rough approximation model for interval data processing[J]. Information Sciences, 2007, 177(21): 4727-4744.
- [11] Zeng Guangming, Jiang Ru, Huang Guohe, et al. Optimization of wastewater treatment alternative selection by hierarchy grey relational analysis[J]. J of Environmental Management, 2007, 82(2): 250-259.
- [12] 肖新平, 宋中民, 李峰. 灰技术基础及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
(Xiao X P, Song Z M, Li F. Grey technology and application[M]. Beijing: Science Press, 2005.)
- [13] 樊治平, 宫贤斌, 张全. 区间数多属性决策中决策矩阵的规范化方法[J]. 东北大学学报, 1999, 20(3): 326-329.
(Fan Z P, Gong X B, Zhang Q. Methods of normalizing the decision matrix for multiple attribute decision making problems with intervals[J]. J of Northeastern University, 1999, 20(3): 326-329.)