

文章编号 1004-924X(2009)07-1707-07

# 分布式 Unscented 粒子滤波跟踪

肖延国<sup>1,2</sup>, 魏建明<sup>2</sup>, 邢涛<sup>2</sup>, 阴泽杰<sup>1</sup>, 刘海涛<sup>2</sup>

- (1. 中国科学技术大学 近代物理系, 安徽 合肥 230026;
2. 中国科学院 上海微系统与信息技术研究所, 上海 200050)

**摘要:**提出了一种新的分布式粒子跟踪算法,该算法主要考虑传感网络能量受限、通信受限等特性,改善了通常的分布式粒子滤波粒子数目大、节点间信息交换多的弊端,能够用较少的节点计算得到对机动目标更好的跟踪结果,实现了改进的分布式粒子滤波(DUPF)。DUPF算法的主要思想是利用 Unscented Kalman 滤波改进分布式粒子滤波算法形成一个建议分布,用来生成粒子分布,在这个基础上,通过分布式粒子滤波实现目标的在线跟踪。仿真实验表明,和分布式粒子滤波相比,DUPF只需要其25%的粒子数目就能达到同样的跟踪精度,即可用较少的节点和通信消耗,实现高精度的目标跟踪。

**关键词:**粒子滤波;传感器网络;目标跟踪

**中图分类号:** TN915; TN911.7 **文献标识码:** A

## Target tracking using distributed Unscented particle filter in sensor network

XIAO Yan-guo<sup>1,2</sup>, WEI Jian-ming<sup>2</sup>, XING Tao<sup>2</sup>, Yin Ze-jie<sup>1</sup>, LIU Hai-tao<sup>2</sup>

- (1. *Department of Modern Physics, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;*
2. *Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China*)

**Abstract:** A new distributed target tracking algorithm, Distributed Unscented Particle Filter(DUPF), is proposed to improve the usual distributed particle filter methods with more particles and more information communication between the two nodes. In consideration of the energy-limited sensor network and the imperfect communication, a few node calculations are used in this thesis to get a better tracking results for manoeuvring targets. The Unscented Kalman Filter(UKF) in new DUPF is used to improve the particle filter to generate the proposed particle distribution, so the on line tracking for a target can be realized by the DUPF. A simulation experiment indicates that the number of particles needed by DUPF is only 25% that of the common distributed particle filter, which shows that DUPF has gotten more accurate tracking results with less communication nodes and energy consumption.

**Key words:** particle filter; sensor network; target tracking

## 1 引言

无线传感器网络是由大量布放在监控区域的智能传感器节点组成的一种网络应用系统,和传统的传感器系统相比,其传感节点存在着能量受限、通信受限和计算能力受限以及存储能力受限等特点。如何在节点能力受限的条件下跟踪机动目标已经成为传感器网络的一个重要的研究方向。目前,国外已经提出了分布式卡尔曼滤波<sup>[1,2]</sup>、网格滤波<sup>[3]</sup>和粒子滤波<sup>[4-7]</sup>等一系列方法,国内在这个问题上也开展了部分研究工作<sup>[8-10]</sup>,已经有了一些初步结果。

由于粒子滤波能够很好地解决机动目标跟踪中非线性和非高斯的问题,从而成为近年来的研究热点。粒子滤波技术是一种基于 Bayes 原理用粒子概率密度表示的序贯 Monte-Carlo 模拟方法,其核心是使用一个具有相应权值的随机样本集合(粒子)来表示需要的后验密度。早在 19 世纪 60 年代,Hammersley 就提出了基本的粒子滤波算法,其精确度主要取决于粒子的数目和建议分布。由于当时计算能力的限制和粒子的退化问题,粒子滤波算法一直没有受到重视。1993 年,Gordon 对 Hammersley 的算法做了重大的改进,粒子滤波开始成为研究的热点。

由于粒子滤波存在结果准确、分布式算法容易实现等特点,因而成为基于无线传感网络的目标跟踪问题中一个重要的研究方向。Coates 提出了粒子滤波分布式算法实现的基本约束条件<sup>[4]</sup>;Xiaohong Sheng 和 Yuhon Hu 提出了两种分布式粒子滤波算法<sup>[5]</sup>,并进一步利用 GMM 模型给出了无线传感网络的优化设计过程<sup>[6]</sup>;Vercauteren 在分布式粒子滤波的基础上,结合 jump Markov model 给出了多目标的跟踪方法<sup>[7]</sup>。

目前应用在无线传感网络中的粒子滤波算法主要集中在分布式算法上,并没有完全解决能量消耗增加和粒子退化问题。本文综合考虑传感节点能量消耗和粒子滤波的退化等问题,结合 Unscented Kalman Filter(UKF)和分布式算法,提出了一种新的分布式粒子滤波算法。该算法通过 UKF 生成建议分布提高了粒子滤波的效率,避免

了粒子退化问题,以较少的粒子数目和计算节点实现了机动目标的跟踪。仿真结果表明,本文的算法提高了目标跟踪的精度,其结果优于分布式粒子滤波。

## 2 问题背景

### 2.1 机动目标跟踪

机动目标跟踪是一个高度非线性问题,通常需要两个模型来描述:机动目标运动模型和测量模型<sup>[11]</sup>。其一般形式分别如(1),(2)所示:

$$x_t = F(x_{t-1}, v_{t-1}), \quad (1)$$

$$z_t = H(x_t, w_t), \quad (2)$$

$x_t$  表示系统在  $t$  时刻的状态,对于目标跟踪而言,通常是目标运动的位置、速度或者加速度等信息。 $z_t$  代表目标的测量值, $v$  和  $w$  分别表示过程噪声和测量噪声。函数  $F(*)$  表示机动目标运动模型,通常可以认为目标状态变化是一阶 Markov 模型。函数  $H(*)$  表示测量模型,用来表明测量值和目标状态之间的关系。

### 2.2 分布式粒子滤波

根据贝叶斯滤波理论,一个一阶马尔科夫序列估计问题可以由构造后验概率密度函数  $P(X|Z)$  解决。即:

$$P(x_k | z_{1:k}) = \frac{P(z_k | x_k)P(x_k | z_{1:k-1})}{P(z_k | z_{1:k-1})}, \quad (3)$$

对于目标跟踪问题而言,可以分为预测过程和更新过程两步。根据式(3)有:

$$p(x_k | Z_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1})p(x_{k-1} | Z_{k-1})dx_{k-1}, \quad (4)$$

$$p(x_k | Z_k) \propto p(z_k | x_k)p(x_k | Z_{k-1}), \quad (5)$$

式(4)表示在得到新的测量值前,对预期目标位置的预测概率。式(5)表示在得到新的测量值  $z_k$  后,更新的位置概率。

粒子滤波算法就是一种基于蒙特卡洛和贝叶斯滤波理论的目标跟踪算法。根据蒙特卡洛原理,后验概率密度可以用一系列随机采样点及其权重逼近。即后验概率密度近似为:

$$P(x_{0:k} | Z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{x_{0:k}}^i(dx_{0:k}). \quad (6)$$

由于在实际中  $P(x_{0:k} | Z_{1:k})$  通常是多变量,

为非标准的概率分布,因此需要借助一个已知的,和  $P(x_{0:k} | Z_{1:k})$  同概率分布且容易采样的函数作为采样概率密度函数,即重要性函数  $q(x_{0:k} | Z_{1:k})$ 。如果记  $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$  为一系列后验概率密度函数的随机测量值,  $w_k^i$  为  $i$  测量值对应的权重值。即

$$x^i \sim q(x), i=1, \dots, N_s, \quad (7)$$

则一个完整的粒子滤波过程由时间更新过程(8)和测量更新过程(9)组成,即

$$p(x_k | Z_{k-1}) = \sum_{i=1}^N w_{k-1}^i \delta(x_{k-1} - x_{k-1}^i), \quad (8)$$

$$p(x_k | Z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i). \quad (9)$$

其中,粒子权重根据重要性函数,按照式(10)更新

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}. \quad (10)$$

分布式粒子滤波(Distributed Particle Filter, DPF)就是将式(8)、(9)、(10)用分布式算法实现,根据中心节点和子节点之间传输的内容不同,基本上分为两类方法<sup>[3]</sup>,具体的过程分别如下:

### 2.2.1 传输粒子参数(DPF 1)

由中心节点将所有粒子的集合  $X_{k-1}$  分为  $X_{k-1}^S$ , 将  $\{X_{k-1}^S, z_k\}$  分别发送到各个子节点,在各个节点上并行地计算粒子滤波,并将计算后的结果  $\{\tilde{X}_k^i, \tilde{W}_k^i\}$  返回给中心节点,由中心节点对各个计算结果取并集,并计算最终的状态估计值和方差  $\{x_k, P_k\}$ 。

### 2.2.2 传输观测值和估计值(DPF 2)

由中心节点将观测值  $z_k$  发送到所有的子节点,由各个节点独立地采用粒子滤波算法更新本地的粒子和估计结果,并将  $\{x_k^i, P_k^i, w_k^i\}$  上传到中心节点。中心节点根据子节点的结果计算最终的状态估计值和方差。

在这两种方法的基础上,针对传感网络,提出了很多改进算法。如基于 GMM 模型的 DPF<sup>[6]</sup>, 主要改进在于将传输的粒子用 GMM 分布近似,以减少信息交换量;如基于本地观测值的 DPF, 利用节点本身的观测值而不通过中心节点获得,从而减少观测值信息的交换<sup>[5]</sup>。上述改进的分布式粒子滤波主要考虑到了分布式算法的实现,以及信息交互的改进,而对粒子退化问题只能通过

重采样解决。而且由于采用分布式算法,导致粒子滤波跟踪精度下降<sup>[12]</sup>和网络节点间信息交换的增加,从而对无线传感网络的寿命产生很大的影响。研究表明,对于传感网络节点的能量消耗,节点间的通信占了大部分,而计算的消耗相对较少<sup>[13]</sup>。因此,本文提到的分布式 Unscented 粒子滤波算法是用计算复杂度增加换取信息交换降低的一种改进滤波算法。

## 3 分布式 Unscented 粒子滤波算法

本文提出的分布式 Unscented 粒子滤波算法就是基于更合适的建议分布能够提高粒子滤波精度、减少粒子数量的思想,将集中式的 UPF(Unscented Particle Filter)算法的思想引入 DPF 算法,实现 Distributed Unscented Particle Filter (DUPF)。

Arnaud Doucet 证明了粒子退化问题与权重方差  $\text{Var}(w_k^i)$  相关,方差越大,粒子退化越明显<sup>[14]</sup>。Doucet 和 Gordon 证明了最好的建议粒子分布就是后验概率函数,并证明了建议分布越是接近后验概率函数,方差越小。Gordon 提出了 UPF<sup>[15]</sup>。UPF 用 Unscented 卡尔曼滤波器生成建议分布,在建议分布的基础上,生成新的粒子,实现粒子滤波。由于 UKF 可以以二阶精度逼近后验概率分布,因此可以得到更合适的粒子分布。众多仿真表明,UPF 可以用较少的粒子得到更好的计算结果,减少退化问题。

考虑到无线传感网应用到目标跟踪时,由于能源受限,通常采用被动式传感器,如声音、震动传感器等,因此本文提出的分布式算法主要基于以下节点条件:每个网络节点有一个单体声传感器,并有一定的计算能力。DUPF 的基本思想是将 Unscented 变换引入到 DPF 中,在中心节点接收到各个节点新的观测值后,将观测值发送到子节点,子节点通过 UKF,得到重要性分布  $q(x_{0:k} | Z_{1:k})$ ,并在重要性分布的基础上实现分布式粒子滤波。将 Unscented 变换引入到 DUPF 增加了节点的计算任务,但大大降低了节点间通信的需求,因此从总体来说可以降低能量需求。

### 3.1 分布式 UPF 算法

按照上述对传感器网络的假定,具体的

DUPF 算法如下。

(1) 初始化

根据先验概率  $p(x_0)$  构造每个节点  $s$  的初始粒子分布为:

$$\hat{x}_0^{(i,s),a} = E[x^a] = [\hat{x}_0^T, 0, 0]^T, \quad (11)$$

$$P_0^{(i,s),a} = E[(x_0^{(i,s),a} - \hat{x}_0^{(i,s),a})(x_0^{(i,s),a} - \hat{x}_0^{(i,s),a})^T] = \begin{bmatrix} P_0^{(i,s),a} & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix}. \quad (12)$$

(2) 节点  $s$  将  $t$  时刻的观测值  $z_t^s$  上传至中心节点,为了减少计算量,中心节点根据信噪比选出合适的观测值构成观测向量  $Z_t$  并发送至计算节点。

(3) 对于每个节点  $s=1, 2, \dots, S$  并行地做以下计算:

(a) 计算 sigma 点

$$\chi_{t-1}^{(i,s),a} = [\hat{x}_{t-1}^{(i,s),a} \quad \hat{x}_{t-1}^{(i,s),a} \pm \sqrt{(n_a + \lambda) P_{t-1}^{(i,s),a}}]. \quad (13)$$

(b) 时间更新

$$\chi_{t+t-1}^{(i,s),x} = f(\chi_{t-1}^{(i,s),x}, \chi_{t-1}^{(i,s),v}), \quad (14)$$

$$\hat{x}_{t+t-1}^{(i,s)} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(m)} \chi_{j,t+t-1}^{(i,s),x}, \quad (15)$$

$$Z_{t+t-1}^{(i,s)} = h(\chi_{t-1}^{(i,s),x}, \chi_{t-1}^{(i,s),n}), \quad (16)$$

$$\hat{z}_{t+t-1}^{(i,s)} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(m)} Z_{j,t+t-1}^{(i,s)}, \quad (17)$$

$$P_{t+t-1}^{(i,s)} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [\chi_{j,t+t-1}^{(i,s),x} - \hat{x}_{t+t-1}^{(i,s)}][\chi_{j,t+t-1}^{(i,s),x} - \hat{x}_{t+t-1}^{(i,s)}]^T. \quad (18)$$

(c) 节点得到新的观测值  $Z_t$  按照如下步骤做测量更新

$$P_{z_t z_t} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [Z_{j,t}^{(i,s)} - \hat{z}_{t}^{(i,s)}][Z_{j,t}^{(i,s)} - \hat{z}_{t}^{(i,s)}]^T, \quad (19)$$

$$P_{x_t z_t} = \sum_{j=0}^{2n_a} W_j^{(c)} [\chi_{j,t}^{(i,s),x} - \hat{x}_{t}^{(i,s)}][Z_{j,t}^{(i,s)} - \hat{z}_{t}^{(i,s)}]^T, \quad (20)$$

$$K_t = P_{x_t z_t} P_{z_t z_t}^{-1}, \quad (21)$$

$$\hat{x}_{t}^{(i,s)} = \hat{x}_{t|t-1}^{(i,s)} + K_t (Z_t - \hat{z}_{t|t-1}^{(i,s)}), \quad (22)$$

$$P_t^{(i,s)} = P_{t|t-1}^{(i,s)} - K_t P_{z_t z_t} K_t^T, \quad (23)$$

这里  $x^a = [x^T v^T n^T]^T$ ,  $\chi^a = [(\chi^x)^T (\chi^v)^T (\chi^n)^T]^T$ 。

(d) 构造建议分布函数

将粒子按照如(24)式所示采样:

$$\tilde{x}_t^{(i,s)} \sim q(x_t^{(i,s)} | x_{0:t-1}^{(i,s)}, z_{1:t}) = N(\hat{x}_t^{(i,s)}, P_t^{(i,s)}). \quad (24)$$

(e) 更新粒子权重,并归一化

$$\tilde{w}_t^{(i,s)} \propto \frac{p(z_t | x_t^{(i,s)}) p(x_t^{(i,s)} | x_{t-1}^{(i,s)})}{q(x_t^{(i,s)} | x_{0:t-1}^{(i,s)}, z_{1:t})}, \quad (25)$$

$$w_k^{(i,s)} = \tilde{w}_k^{(i,s)} / \tilde{w}_k^s. \quad (26)$$

$$\text{其中 } \tilde{w}_k^s = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i,s)}.$$

(f) 根据式(27)和(28)更新节点本地目标估计值和方差

$$x_k^s = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^{(i,s)} \tilde{x}_k^{(i,s)}, \quad (27)$$

$$P_k^s = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^{(i,s)} (\tilde{x}_k^{(i,s)} - \hat{x}_k^s)(\tilde{x}_k^{(i,s)} - \hat{x}_k^s)^T. \quad (28)$$

(g) 将  $(x_k^s, P_k^s, \tilde{w}_k^s)$  送回给中心节点。

(4) 中心节点

(a) 根据计算更新的状态值

$$\hat{x}_k = \sum_{s=1}^S w_k^s x_k^s, \quad (29)$$

其中  $w_k^s = \tilde{w}_k^s / \sum_{s=1}^S \tilde{w}_k^s$ 。

b) 计算更新的状态方差

$$P_k = \sum_{s=1}^S w_k^s [P_k^s + (\hat{x}_k^s - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^s - \hat{x}_k)^T]. \quad (30)$$

从上面的算法可以看出,DUPF 将主要的计算任务分散到各个传感节点。和其他分布式粒子滤波算法相比,DUPF 引入了计算较为复杂的 Unscented 变换,但是由于 UPF 相对于 SIS PF 能够明显地减少粒子数目,从而降低了分布式计算对信息交换的需求,提高了精度。第 3 部分的仿真结果证明了 DUPF 的改进作用,并进一步分析 DUPF 对信息交换量的影响。

## 4 仿真与分析

在这里采用了基于声信号的能量衰减模型来表征传感器接收信号,测量模型为:

$$z_i(t) = \gamma_i \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_k(t - t_{ki})}{\|\rho_k(t - t_{ki}) - r_i\|^\beta} + v_i(t), \quad (31)$$

其中,  $\gamma_i$  为节点  $i$  的传感器测量增益,  $r_i$  为节点  $i$  的坐标位置,  $\alpha_k$  为目标  $k$  的声信号在 1 m 处的强度,  $\rho_k$  为目标  $k$  的坐标位置,  $\beta$  为声信号衰减系数,  $v_i(t)$  为系统的测量噪声,假定其遵循零均值

高斯白噪声模型,即  $v_i(t) \sim N(0, \sigma^2)$ 。由于在 100 m 的探测区域内,两个传感器的探测时延最多不会超过 0.33 s,由此引起的定位误差  $< 5$  m (假定目标的运动速度  $< 60$  km/h)。因此,可以将模型简化为

$$z_i(t) = \gamma_i \sum_{k=1}^K \frac{\alpha_k(t)}{\|\rho_k(t) - r_i\|^\beta} + v_i(t). \quad (32)$$

同时,假定目标遵循维纳过程加速模型。该模型假定加速度是一个独立增量过程,即其加速度的增量为一个独立白噪声过程。该模型对于确定目的地的目标有较好的适应性,具体的离散时间机动模型:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_k, \quad (33)$$

这里,  $\mathbf{x} = [x, x', x'']^T$ 。

过程噪声的方差为

$$\mathbf{Q} = \text{var}(\boldsymbol{\omega}_k) \begin{bmatrix} T^4/4 & T^3/2 & T^2/2 \\ T^3/2 & T^2/2 & T \\ T^2/2 & T & 1 \end{bmatrix}. \quad (34)$$

在下面的仿真中,本文取  $\gamma = 2\ 500$ ,  $\beta = 2.114\ 7$ ,测量噪声方差  $\sigma = 6 \times 10^{-5}$ ,传感节点沿路随机布设,间距约为 50 m。目标以坐标 (100, 100) 为起点,初始的速度和加速度均为零的状态下开始运动,过程噪声  $\text{var}(\boldsymbol{\omega}_k) = 0.5$ 。具体如图 (1) 所示。

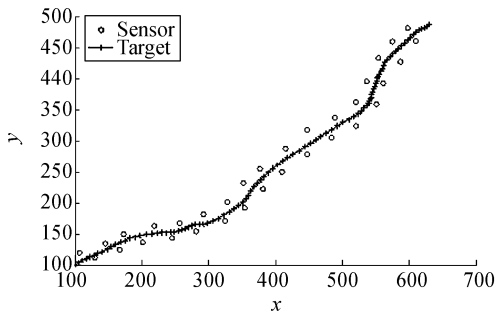


图 1 目标轨迹和传感器布设

Fig. 1 Target trajectory and sensor position

在仿真中,分别采用 DPF 和本文提出的 DUPF 算法对同一目标分别进行了跟踪,结果如图 2 所示,可见 DUPF 的跟踪精度比 DPF 要好。

调整粒子数目,将仿真独立地重复进行 6 次,从表 1 中可以看出:在相同的粒子数目条件下,DUPF 对于目标每一时刻位置的计算时间大大多

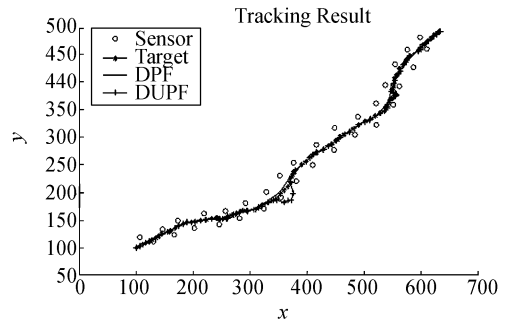


图 2 DUPF 和 DPF 的跟踪结果

Fig. 2 Tracking result of DUPF and DPF

于 DPF 算法,这个主要是由于引入了复杂的 Unscented 变换的原因,但是跟踪结果的均方根误差和 DPF 相比提高很多,特别是在粒子数比较小时,DUPF 能够明显地改善跟踪精度。

表 1 同样粒子数条件下,DUPF 和 DPF 的比较

Tab. 1 Comparision of DUPF and DPF in the same number of particles

粒子数量	计算时间/s		跟踪结果误差/m	
	DPF	DUPF	DPF	DUPF
500	0.043	0.551	2.107	2.036
400	0.021	0.332	3.214	2.195
200	0.011	0.162	3.760	2.566
150	0.008	0.133	4.229	3.035
100	0.009	0.122	4.563	3.111
50	0.005	0.065	6.465	3.277

调整粒子数目,使得跟踪精度的结果较为一致,此时,DPF 和 DUPF 的跟踪结果如图 3 所示。

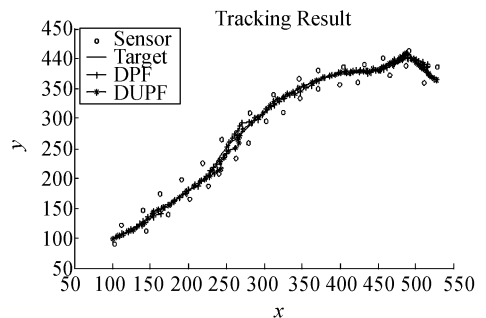


图 3 DUPF 和 DPF 的跟踪结果

Fig. 3 Tracking Results of DUPF and DPF

从表 2 可以看出 DUPF 可以用更少的粒子数目得到与 DPF 相同的跟踪精度。

表 2 在跟踪方差接近时, DUPF 和 DPF 的比较

Tab. 2 Comprison of DUPF and DPF with the same error

粒子数		计算时间(s)		跟踪结果误差(m)	
DPF	DUPF	DPF	DUPF	DPF	DUPF
500	200	0.045	0.145	2.449	2.229
400	100	0.038	0.138	3.354	3.233
300	60	0.025	0.050	3.625	3.346
200	40	0.017	0.062	3.713	3.495
100	25	0.013	0.039	4.731	4.382

表 3 是 DUPF 和 DPF 信息交换量的比较。在表(3)中,假定目标的跟踪精度为 3.3 m,平均每一时刻有 4 个传感节点观测到目标,因此,DPF 需要 400 个粒子,而 DUPF 需要 100 个粒子。从表 3 的计算中可知,在给定的跟踪精度下,DUPF 和 DPF 1 相比,其信息交换量减少了 85%;和 DPF 2 相比,其信息交换量减少了近 70%。

表 3 DUPF 与 DPF1 DPF2 信息交换量的比较

Tab. 3 Comparison of data communications for DUPF, DPF 1 and DPF 2

	观测值		结果与方差		粒子与权重		合计
	上传	下发	上传	下发	上传	下发	
DUPF	4	4	4+16	—	100	—	128
DPF 1	—	—	—	—	400	400	800
DPF 2	4	4	4+16	—	400	—	428

## 参考文献:

- [1] VERACAUTEREN T, WANG X D. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 2997-3009.
- [2] RIBEIRO A, GIANNAKIS G B, ROUMELIOTIS S I. SOI-KF: Distributed kalman filtering with low-cost communications using the sign of innovations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(12): 4782 - 4795.
- [3] GUPTA R, DAS S R. Tracking moving targets in a smart sensor network[C]. *Vehicular Technology Conference, IEEE 58th, Orlando, USA, IEEE Press*, 2003(5): 3035-303.
- [4] ING G, COATES M J. Parallel particle filters for tracking in wireless sensor network[C]. *6th Work-*

这是因为对于分布式粒子滤波来说,中心节点和子节点之间的信息交换主要有:观测值,粒子及其权重,跟踪结果及方差。其中,信息交换中观测值的数量,对于某一确定时刻而言,与检测到的目标的节点数量成正比,取决于节点检测能力和节点与目标的相对位置;信息交换中的跟踪结果和方差的数量与参与计算的节点数成正比;信息交换中粒子和权重的数量和粒子滤波的算法选择直接相关。因为 DUPF 能够用 1/4 的粒子数目实现与 DPF 同样的跟踪精度,所以减少了粒子权重信息的交换量,表明 DUPF 能明显地减少无线传感网中的通信消耗。

## 5 结 论

由于无线传感网络节点能量受限的特点,本文从降低通信需求的角度出发,充分利用 Unsented 粒子滤波精度高、粒子数少的特点对现有的分布式粒子滤波算法进行改进,提出了 DUPF 算法。仿真表明本文提出的 DUPF 算法和现有的分布式粒子滤波相比,粒子数减少了 75%,节点间的通信量减少了 70%~85%,且可达到同样的目标跟踪精度,从而减少了无线传感网络能量消耗,提高了网络寿命。

*shop on Signal Processing Advances in Wireless Communications*, 2005, 935-939.

- [5] SHENG X H, HU Y H. Distributed particle filters for wireless sensor network target tracking [C]. *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005. *Proceedings (ICASSP'05)*, 2005(4): 845-848.
- [6] SHENG X H, HU Y H. Parameswaran Ramanathan, Distributed particle filter with GMM approximation for multiple targets localization and tracking in wireless sensor network[C]. *4th International Symposium on. Information Processing in Sensor Networks*, 2005: 181-188.
- [7] VERCAUTEREN T, GUO D, WANG X D. Joint multiple target tracking and classification in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, 23(4): 714 - 723.

- [8] 马瑞恒, 盛晓红. 无线传感网络中分布式粒子滤波的目标跟踪算法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2006, 7(5): 421-426.  
 MA R H, SHENG X H. Target tracking based on distributed particle filter in wireless sensor network [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2006, 7(5): 421-426. (in Chinese)
- [9] 刘忠义, 张晓薇, 陈向群. 一种速度自适应的无线传感网络目标跟踪算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2005, 33(z1): 335-339.  
 LIU ZH Y, ZHANG X W, CHEN X Q. VATT: velocity adaptive target tracking algorithm for wireless sensor networks[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science)*, 2005, 33(z1): 335-339. (in Chinese)
- [10] 唐剑, 史浩山, 韩忠祥. 无线传感器网络中的目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版) 2006, 7(5): 25-29.  
 TANG J, SHI H SH, HAN ZH X. Tracking algorithm for wireless sensor networks[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2006, 7(5): 25-29. (in Chinese)
- [11] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking-part I: dynamic models [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1333-1364.
- [12] COATES M J, ING G. Sensor network particle filters: motes as particles [C]. 2005 *IEEE/SP 13th Workshop in Statistical Signal Processing*, 2005, 1152-1157.
- [13] VIEIRA M A M, COELHO C N, DA SILVA D C. Survey on wireless sensor network devices [C]. *Emerging Technologies and Factory Automation*, 2003: 537-544.
- [14] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [15] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A FM. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107-113.

#### 作者简介:



肖延国(1977—),男,吉林长春人,博士研究生,2001年于中国科学技术大学获得学士学位,主要研究领域为无线传感网络的目标跟踪与协同处理算法。  
 Email: xiaoyg@gmail.com



魏建明(1974—),男,湖南永州人,博士,副研究员,2005年于上海大学获博士学位,主要研究方向为无线传感网信息处理与模式识别。

#### 导师简介:



刘海涛(1968—),男,研究员,博士生导师,1998年于中国科学技术大学获得博士学位,主要从事无线传感网设计、通信技术、信息处理与模式识别的研究。  
 Email: lht@sim.ac.cn



阴泽杰(1956—),男,教授,博士生导师,1986年、1990年于中国科学技术大学分别获得硕士、博士学位,主要从事核电子学等方面的研究。  
 Email: zjyin@ustc.edu.cn