

基于分布式粒子滤波的二进制无线传感器网络目标跟踪

朱志宇 苏岭东

(江苏科技大学电子信息学院, 镇江, 212003)

摘要: 为了提高二进制无线传感器网络跟踪算法的精度和实时性, 降低传感器节点能耗, 将分布式粒子滤波运用到二进制无线传感器网络中进行目标跟踪。选择信号强度最大的节点作为簇头节点, 在簇头单跳通信范围内的所有节点和簇头组成对目标跟踪的动态分簇, 在簇头节点进行粒子采样和状态估计, 在簇头之间传递粒子及其权值, 从而得到了二进制无线传感器网络的分布式粒子滤波跟踪算法。研究了粒子数和网络节点数量对跟踪精度的影响。仿真结果表明, 传感器的节点数量会影响跟踪精度, 但是粒子数对跟踪精度的影响更大。同时分布式粒子滤波比集中式粒子滤波具有更好的实时性和更低的能耗。

关键词: 二进制无线传感器网络; 分布式粒子滤波; 目标跟踪

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Target Tracking Based on Distributed Particle Filtering in Binary Wireless Sensor Network

Zhu Zhiyu, Su Lingdong

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, 212003, China)

Abstract: In order to improve the tracking precision, real-time performance, and reduce communication costs, distributed particle filter is applied to binary wireless sensor network tracking. The node with the biggest signal strength is selected as cluster, and the dynamic clustering is composed of the cluster and all nodes within one hop communication range of the cluster. State estimation are achieved in cluster-heads, particles and their weight are transmitted between cluster-heads. Therefore the distributed particle filter tracking algorithm for binary wireless sensor is given. Effect on tracking precision caused by number of particle and node is investigated. Simulation results indicate that the number of particle has greater impact on tracking precision than that of the node number. Meanwhile the distributed particle filter has better real-time performance and lower energy consumption than centralized particle filter.

Key words: binary wireless sensor network; distributed particle filtering; target tracking

引 言

无线传感器网络被认为是 21 世纪最重要的新兴技术之一^[1], 目标跟踪是无线传感器网络的重要应

用之一。在无线传感器网络中的目标定位和跟踪过程中,由于传感器模型和目标动力学模型往往是非高斯/非线性的,而粒子滤波非常适于处理目标跟踪、定位等非线性以及非高斯问题^[2-5],因此在这种条件下应用粒子滤波有助于提高跟踪精度。如果采用集中式结构,通信和信号处理所产生的巨大能量消耗可能会导致中心节点瘫痪,影响整个网络的存活时间。分布式粒子滤波利用分簇处理数据的方法,利用动态组簇的组织策略降低能耗,提高了网络的存活性^[6-8],因此分布式粒子滤波是解决能耗失衡的根本途径。

相对于普通的传感器网络,二进制传感器网络只传送“0”或“1”^[6],可以有效节约带宽和能量。现有的二进制网络跟踪算法利用网络结构、传感器探测半径以及几何知识进行定位,在精度上有所欠缺^[9-11];文献[12]中介绍了二进制网络中的粒子滤波算法,但采用的是集中式处理方法,无法最小化能耗。本文将分布式粒子滤波运用到二进制无线传感器网络中,给出了传感器的组织策略和二进制无线传感器网络的粒子滤波算法,以提高跟踪精度,降低网络能耗。

1 二进制网络描述

在二进制网络中,传感器节点只向融合中心发送1位数据,当目标进入探测范围,且测量信号高于预先设定的门限值时,就向数据融合中心发送1,表明探测到数据;而当信号低于门限值时,则向数据融合中心发送数据0。

网络中的节点可以是按已知位置放置,也可以随机放置,将节点随机播撒到指定的区域更具有一般性。接收信号的强度模型为^[8]

$$y_{n,t} = g_n(x_t) + v_{n,t} = \frac{\Psi d_0^\alpha}{\|r_n - I_t\|^\alpha} + v_{n,t} \quad n=1,2,\dots,N \quad (1)$$

式中: $g_n(x_t)$ 为第 n 个节点接收信号的强度函数, $v_{n,t}$ 为独立于 u_t 的高斯噪声, $v_{n,t} = N(\mu_v, \sigma_v^2)$, r_n 为第 n 个节点的位置, I_t 为目标在时刻 t 所处的位置, $\|r_n - I_t\|$ 为目标和节点之间的欧几里得距离, Ψ 是在目标距离为 d_0 时的信号能量, α 是与传输介质有关的参数。

第 n 个节点接收到的信号强度,在本地进行处理,然后根据以下准则,发送二进制信息给融合中心:

- (1)将接收到的信号 $y_{n,t}$ 与门限 γ 相比较,如果值低于门限 γ ,则不发送任何信息;
- (2)如果值高于 γ ,则发送信息给融合中心。

因此,节点只有当 $y_{n,t}$ 高于 γ 的时候才向融合中心传送信息。融合中心接收到来自第 n 个节点的测量为

$$z_{n,t} = \beta_n s_{n,t} + \epsilon_{n,t} \quad (2)$$

式中: $s_{n,t} = \begin{cases} 1 & y_{n,t} > \gamma \\ 0 & y_{n,t} \leq \gamma \end{cases}$, $\epsilon_{n,t}$ 为观测噪声, $\epsilon_{n,t} = N(0, \sigma_\epsilon^2)$, $N(\cdot)$ 表示高斯噪声; β_n 与传感器有关。

在集中式跟踪结构中,所有节点都将自己的观测量传送给中心节点,由固定的中心节点获得目标估计,但是这种方式通信量和节点能耗都过大,分布式动态分簇的跟踪策略可以克服集中式追踪的上述缺点。这里假设,如果节点没有向融合中心发送任何数据,融合中心则认为该节点没有探测到目标,将其默认为0。分布式动态分簇跟踪策略描述如下:

- (1)当目标进入无线传感器网络中,唤醒在传感器探测范围内的节点,选择节点测量 $y_{n,t}$ 数值最大的节点作为簇头节点。
- (2)在簇头单跳通信范围内的所有节点和簇头组成对目标跟踪的动态分簇,对目标状态进行实时估计,其余不在单跳范围内的节点恢复到休眠状态。
- (3)随着目标的移动,当目标运动到某临界状态,某些节点已经达到最大探测范围时,根据组簇的原则进行重新组簇,选择新的簇头。

- (4) 将原簇头的测量数据和状态信息传送给新的簇头, 进行目标状态估计。
 (5) 不断重复上述分簇过程, 直至目标运动出无线传感器网络范围。

2 二进制无线传感器网络的分布式粒子滤波算法

粒子滤波算法从重要密度函数里抽取粒子, 粒子权重 $\tilde{w}_t^{(m)}$ 为

$$\tilde{w}_t^{(m)} \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(m)}) \omega_{t-1}^{(m)} \quad (3)$$

因为观测噪声 $\epsilon_{n,t}$ 独立, 故

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(m)}) = \prod_{n=1}^N p(z_{n,t} | \mathbf{x}_t^{(m)}) \quad (4)$$

根据式(2), $p(z_{n,t} | \mathbf{x}_t^{(m)})$ 可以写成^[6]

$$p(z_{n,t} | \mathbf{x}_t^{(m)}) = p(z_{n,t} | s_{n,t}=0, \mathbf{x}_t^{(m)}) p(s_{n,t}=0 | \mathbf{x}_t^{(m)}) + p(z_{n,t} | s_{n,t}=1, \mathbf{x}_t^{(m)}) p(s_{n,t}=1 | \mathbf{x}_t^{(m)}) = \\ p(z_{n,t} | s_{n,t}=0) p(s_{n,t}=0 | \mathbf{x}_t^{(m)}) + p(z_{n,t} | s_{n,t}=1) p(s_{n,t}=1 | \mathbf{x}_t^{(m)}) \quad (5)$$

式中: $z_{n,t}$ 为第 n 个节点在 t 时刻的量测, $p(z_{n,t} | s_{n,t}) = N(\beta_n s_{n,t}, \sigma_\epsilon^2)$, $N(\cdot)$ 表示高斯噪声, 并且

$$p(s_{n,t}=1 | \mathbf{x}_t^{(m)}) = Q\left(\frac{\gamma - g_n(\mathbf{x}_t^{(m)}) - \mu_v}{\sigma_v}\right) \quad (6)$$

$$p(s_{n,t}=0 | \mathbf{x}_t^{(m)}) = 1 - Q\left(\frac{\gamma - g_n(\mathbf{x}_t^{(m)}) - \mu_v}{\sigma_v}\right) \quad (7)$$

式中 $Q(\cdot)$ 表示正态分布累积函数。

因此, 根据第 1 节描述的分簇算法, 分布式粒子滤波实现如下:

步骤 1: 初始化 $t=0$ 。从先验分布中采样 $\mathbf{x}_0^i \sim p(\mathbf{x}_0)$, $i=1, 2, \dots, N_0$ (N_0 为初始粒子数)。

步骤 2: 目标进入无线传感器网络, 在 t 时刻组簇。节点探测 $y_{n,t}$, 并和门限值 γ 对比, 大于门限值的节点构成一组, 并选择信号强度最大的节点作为簇头, 围绕簇头在单跳范围内的节点组簇。

步骤 3: 上传通信。簇内节点传送“1”给簇头节点, 其余节点处于休眠状态, 传送完毕后进入休眠, 状态估计在簇头节点进行。

步骤 4: 粒子采样。簇头节点进行粒子采样 $\mathbf{x}_t^{(m)} \sim q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(m)}, \mathbf{z}_t)$, $m=1, 2, \dots, N$ 。

步骤 5: 计算重要性权重, $\bar{\omega}_t^{(m)} = \bar{\omega}_{t-1}^{(m)} \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(m)}) p(\mathbf{x}_t^{(m)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(m)})}{q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(m)}, \mathbf{z}_t)}$, $m=1, 2, \dots, N$, 其中 $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(m)})$ 根据式(4-7)计算。

步骤 6: 权重归一化。归一化权重得到 $\omega_t^{(m)}$, 并且计算 $\tilde{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{m=1}^N (\omega_t^{(m)})^2}$ 。

步骤 7: 状态估计。一旦权重归一化后, 按下式进行状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_t = \sum_{m=1}^M \omega_t^{(m)} \mathbf{x}_t^{(m)}$ 。

步骤 8: 重采样。如果 $\tilde{N}_{\text{eff}} < N_{th}$, 对 $\{\mathbf{x}_t^{(m)}, \omega_t^{(m)}\}_{m=1}^N$ 进行重采样, 否则直接跳到下一步。

步骤 9: 粒子交换。根据节点选择算法选择下一头节点, 将 $\{\mathbf{x}_t^{(m)}, \omega_t^{(m)}\}_{m=1}^N$ 传送给下一簇头节点, 进行下一时刻的状态估计。

3 仿真实验及结果分析

3.1 仿真实验

目标运动模型描述如下

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{G}_x \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{G}_u \mathbf{u}_t \quad (8)$$

$\mathbf{x}_t = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]$ 是状态向量,其中 x, y 代表目标的位置, \dot{x}, \dot{y} 是在当前时刻目标的运动速度分量。

$$\text{式中: } \mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} 1 & \sin m T_s & 0 & -\frac{1 - \cos m T_s}{m} \\ 0 & \cos m T_s & 0 & -\sin m T_s \\ 0 & \frac{\cos m T_s}{m} & 1 & \frac{\sin m T_s}{m} \\ 0 & \sin m T_s & 0 & \cos m T_s \end{bmatrix}, \mathbf{G}_u = \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{T_s^2}{2} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, T_s \text{ 为采样间隔, } \mathbf{u}_t \text{ 为系统的过程噪声,与}$$

目标的加速度有关。其中 $m = \frac{a}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}}$, 取 $a = 2$ 。

将一定数量的传感器节点随机播撒在 $100 \text{ m} \times 120 \text{ m}$ 的区域内,假设所有的节点具有相同的性能,且相互之间没有干扰,各个节点都知道其余节点的地理位置,节点的探测范围为 25 m ,单跳通信范围为 10 m 。采样间隔 $T_s = 1 \text{ s}$,式(1)信号接收模型中观测噪声均值为 $\mu_v = 1$,方差为 $\sigma_v^2 = 0.01$,门限值 $\gamma = 2.5$,当 $d_0 = 1 \text{ m}$ 时信号能量 $\Psi = 5000$;式(2)量测方程中量测噪声 $\sigma_s^2 = 0.01$,量测方程中 $\beta_n = 20$ 。为了验证算法的有效性,分别用粒子滤波(Particle filter, PF)和辅助粒子滤波(Auxiliary particle filter, APF)进行仿真比较。

3.2 结果分析

用均方根误差来比较算法的精度,其定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T [(x_t - \hat{x}_t)^2 + (y_t - \hat{y}_t)^2]}{T}} \quad (9)$$

式中: T 表示采样次数, x_t 和 y_t 表示目标在 t 时刻的真实值, \hat{x}_t 和 \hat{y}_t 则为 t 时刻的估计值。

取粒子数 200,节点数 200,采用 Matlab 作为仿真工具,编写了仿真程序,应用 PF 和 APF 分别进行 100 次仿真,图 1 给出了 PF 和 APF 的跟踪轨迹。

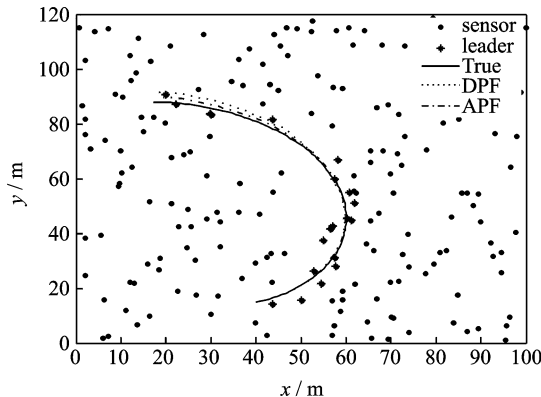


图 1 粒子滤波和辅助粒子滤波的跟踪轨迹

Fig. 1 Tracking locus of particle filter and auxiliary particle filter

为了衡量算法的跟踪精度,表 1 给出了传感器数为 50 时,两种算法的均方根误差比较。

表 1 传感器数为 50 时两种算法的均方根误差

粒子数	100	200	300	400	600
PF	0.505 4	0.258 9	0.199 7	0.207 0	0.209 1
APF	0.331 8	0.096 6	0.152 6	0.184 9	0.174 9

从表 1 中可以看出,在粒子数和传感器数量相同的情况下,APF 的跟踪精度要高于 PF。当传感器数固定时,增加粒子数可以提高跟踪精度,但粒子数并不是越多越好,当粒子数增加到 300 后,继续增加粒子数非但不能持续提高精度,而且会增加节点的运算量,加大能耗。

表 2 给出了粒子数为 100 时,选取不同数量的传感器,两种算法的均方根误差比较。

表 2 粒子数为 100 时两种算法的均方根误差

传感器数	100	200	300
PF	0.469 5	0.438 9	0.214 8
APF	0.309 6	0.142 2	0.206 8

从表 2 中可以看出,在固定粒子数的情况下,APF 的精度要略高于 PF。增加传感器节点的个数可以在一定程度上提高精度,但是节点数量的增加也会加大测量噪声,节点数量过多会影响到精度,在节点数达到 300 时,因为测量噪声变大,造成了 APF 的精度下降,接近于 PF 的精度。比较表 1 和表 2 中的结果可以发现,虽然传感器的节点数量会影响跟踪精度,但是粒子数对跟踪精度的影响更大。

因此,在无线传感器网络中,不能一味地提高粒子数和传感器节点个数,在满足覆盖率和跟踪精度的情况下,应该选择合适的粒子数和传感器节点个数。

假设传感器节点每次发射数据时消耗的能量一样,这样就可以简单地用传感器节点发射次数来衡量传感器节点在不同算法时消耗的总能量,其中图 2 是分布式粒子滤波(Distributed particle filter, DPF)与集中式粒子滤波(Centralized particle filter, CPF)的耗时比较,图 3 是 CPF 和 DPF 的能耗比较。

从图 2 中的结果可以看出,DPF 的实时性要比 CPF 好得多,在相同的粒子数情况下,DPF 的耗时要明显少于 CPF,同时,随着粒子数的增加,算法的计算量增大,但是相对而言,DPF 算法的耗时受粒子数的影响较小。图 3 表明,在粒子数和传感器数相同的情况下,DPF 通信量比 CPF 要少得多,这说明 DPF 占据的带宽较小,相应的能耗也较小。

为了进一步量化比较 CPF 和 DPF 两种算法的性能,表 3 给出了取不同的粒子数时,CPF 和 DPF 算法的耗时比较。

表 3 CPF 和 DPF 算法的耗时比较

粒子数	100	200	400	900	1 300
CPF	47.713 8	95.763 2	188.765 7	478.299 8	651.121 6
DPF	6.766 2	13.122 6	25.986 5	61.096 3	90.098 4

从图 3 和表 3 中的仿真结果,可以明显看出,在相同的粒子数情况下,DPF 的耗时要明显少于 CPF,表明 DPF 算法的实时性更好。同时,CPF 和 DPF 的计算量都会随粒子数的增加而增大,但是由于 CPF 计算量过大,其实时性受粒子数的影响也更大,因此在满足跟踪精度的前提下必须合理地选择粒子数。

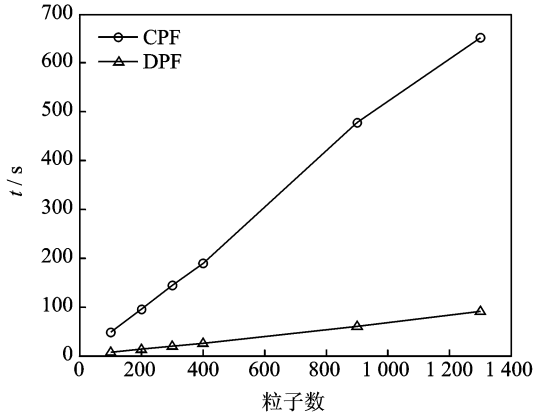


图2 DPF与CPF实时性比较

Fig. 2 Real-time comparison of DPF and CPF

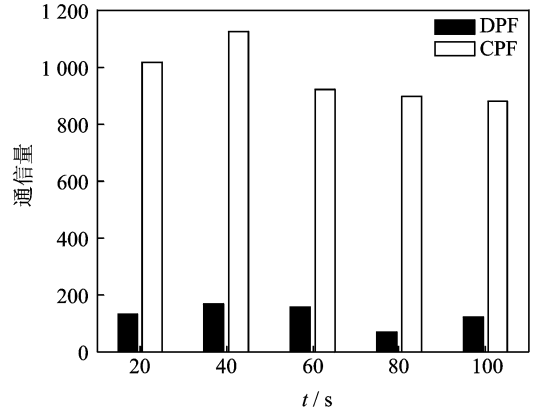


图3 DPF与CPF能耗比较

Fig. 3 Energy consumption comparison of DPF and CPF

为了量化比较算法的跟踪精度,表4给出了CPF和DPF两种算法的均方根误差比较。

表4 CPF和DPF算法的均方根误差比较

Table 4 Root mean square error comparison of CPF and DPF

粒子数	100	200	400	900
CPF	0.394 6	0.167 2	0.263 5	0.104 8
DPF	0.260 2	0.175 2	0.072 3	0.048 9

由表4可以看出,在粒子数较少的情况下,例如粒子数取100或200时,DPF的均方根误差较小;当粒子数增加后,CPF和DPF的跟踪精度都有所提高,但是DPF的跟踪精度提高的幅度更大,这是以牺牲算法的实时性为代价。

4 结束语

二进制传感器网络只传送“0”或“1”,可以有效节约带宽和能量。但是现有的二进制网络跟踪算法在精度上有所欠缺。本文将分布式粒子滤波运用到二进制无线传感器网络中,采用分布式动态分簇跟踪策略,簇头节点进行粒子采样和状态估计,在簇头更换时,在簇头之间传递粒子及其权值,给出了二进制无线传感器网络的粒子滤波算法,以提高跟踪精度,降低网络能耗。仿真结果表明,传感器的节点数量会影响跟踪精度,但是粒子数对跟踪精度的影响更大。不能一味地提高粒子数和传感器节点个数,在满足覆盖率和跟踪精度的情况下,应该选择合适的粒子数和传感器节点个数。同时分布式粒子滤波比集中式粒子滤波具有更好的实时性和更低的能耗。

参考文献:

- [1] Chong C Y, Kumar S P. Sensor networks: Evolution, opportunities, and challenges[C]//Proceedings of the IEEE on Sensor System. America: Springer Press, 2003:1247-1256.
- [2] 章飞,周杏鹏,陈小惠.基于粒子滤波的交互式多模型多机动目标跟踪[J].数据采集与处理,2011,26(2):181-187.
Zhang Fei, Zhou Xingpeng, Chen Xiaohui. Interacting multiple model tracking algorithm of multiple maneuvering targets based on particle filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011,26(2):181-187.
- [3] 王尔申,蔡明,庞涛.MCMC粒子滤波的GPS定位数据处理算法[J].数据采集与处理,2013,28(2):213-218.
Wang Ershen, Cai Ming, Pang Tao. GPS positioning data processing algorithm based on MCMC particle filter[J]. Journal of

Data Acquisition and Processing, 2013, 28(2): 213-218.

- [4] 吴姝, 刘思峰. 基于高斯粒子滤波法的 CIR 利率期限结构估计[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(6): 697-700.
Wu Shu, Liu Sifeng. Gaussian particle filter based estimation of CIR term structure of interest rates[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(6): 697-700.
- [5] 赵义正. 基于粒子筛选处理的粒子滤波改进算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(3): 342-346.
Zhao Yizheng. Improved particle filter based on new particle selection and processing strategy[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(3): 342-346.
- [6] Djuric P M, Vemula M, Bugallo M F. Target tracking by particle filtering in binary sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(6): 2229-2238.
- [7] 颜振亚, 郑宝玉, 李世唐. 能量有效的分布式粒子滤波[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1638-1641.
Yan Zhenya, Zheng Baoyu, Li Shitang. Energy-aware particle filter for wireless sensor network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(7): 1638-1641
- [8] 周红波, 邢昌风, 耿伯英, 等. 基于粒子滤波的二元无线传感器网络分布式目标跟踪研究[J]. 传感技术学报, 2010, 23(2): 274-278.
Zhou Hongbo, Xing Changfeng, Geng Boying, et al. Study on distributed target tracking in binary wireless sensor networks based on particle filter[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2010, 23(2): 274-278.
- [9] Sheng X, Hu Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(1): 44-53.
- [10] Mechtov K, Sundresh S, Kwon Y, et al. Cooperative tracking with binary-detection sensor networks [C]//Proceedings of the First International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. America: IEEE Computer Society Press, 2003: 332-333.
- [11] Shrivastava N, Mudumbai R, Madhoo U, et al. Target tracking with binary proximity sensors: Fundamental limits, minimal descriptions, and algorithms[C]//Proceedings of IEEE on Sensor System. America: Springer Press, 2006: 1-3.
- [12] 张晓锋, 邢昌风, 周德超. 二进制无线传感器网络目标定位跟踪算法[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(11): 100-102.
Zhang Xiaofeng, Xing Changfeng, Zhou Dechao. Target tracking and positioning algorithm based on binary-WSNs[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(11): 100-102.

作者简介:



朱志宇(1971-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 非线性系统滤波, E-mail: zzydzz@163.com。

苏岭东(1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 粒子滤波算法。

