

无线多跳传感器网络下基于粒子滤波的信道容错的目标跟踪方法

杨小军^{1,2} 邢科义^{2,3}

摘要 对信道衰落的无线多跳传感器网络下的目标跟踪问题, 提出一种新的信道容错的粒子滤波方法. 传感器观测数据被量化成二元信号, 经非理想无线信道多跳中继通讯到达融合中心. 中继节点采用一种二元中继策略, 中继输出是信道污染的中继信号的估计值. 在粒子滤波器下, 考虑实际的物理信道, 计算粒子的似然度函数. 将信道衰落结合进跟踪算法, 在已知信道衰落包络和信道统计分布下, 分别设计信道容错的粒子滤波算法. 仿真结果表明信道容错的粒子滤波器提高了目标跟踪的精度, 对非完美信道具有鲁棒性.

关键词 无线传感器网络, 无线通讯信道, 粒子滤波器, 目标跟踪, 统计信号处理

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00440

Channel Fault Tolerant Target Tracking in Multi-hop Wireless Sensor Networks Based on Particle Filtering

YANG Xiao-Jun^{1,2} XING Ke-Yi^{2,3}

Abstract In this paper, a novel channel fault tolerant particle filtering is proposed for target tracking in a fading multi-hop wireless sensor network. The quantized binary data from local sensors need to be relayed through multi-hop transmission in order to reach a fusion center. Each relay node employs a binary relay scheme where the relay output is inferred from the channel impaired observation received from its source node. The observation likelihood function of each particle is deduced with the consideration of physical channel. The fading channels between sensors and the fusion center are incorporated in the tracking algorithm under particle filtering framework. Assuming that the fusion center has knowledge of the fading channel gains and has only the fading channel statistics, we propose respectively the channel fault tolerant target tracking algorithms. The improved tracking accuracy and robustness to channel imperfection of the proposed channel fault tolerant filtering are shown through extensive computer simulations.

Key words Wireless sensor networks (WSN), wireless communication channel, particle filtering, target tracking, statistical signal processing

近几年来, 无线传感器网络 (Wireless sensor networks, WSN) 吸引了各学科众多研究者的兴趣, 其应用领域包括战场监视、远程医疗、环境监控等^[1-3], WSN 包含了低成本密集部署的传感器节

点, 集感知和无线通讯为一体. 目标跟踪是 WSN 的一个重要应用, WSN 中各个传感器节点将自己对目标的探测数据通过无线信道传送到融合中心, 融合中心利用接收到的观测信息对目标进行跟踪. 但是 WSN 节点具有有限的能量和通讯带宽、有限的感知和通讯距离, 以及无线通讯信道的衰落和噪声干扰, 对目标跟踪理论带来了挑战. 最近, 有关 WSN 目标跟踪的研究在文献中有大量报道^[3-4], 研究内容包括网络结构、路由协议和分布式信号处理. 在传感器网络下, 传统的目标跟踪方法将通讯问题和目标跟踪看作是两个独立的过程分别进行研究, 在文献 [5-7] 中, 融合中心利用接收到的原始模拟信号对目标进行定位和跟踪, 但是这种方法在实际中并不可行, 由于 WSN 能量和带宽资源有限, 必须限制网络内的数据通讯量. 通过对传感器节点探测数据的量化压缩处理, 传感器节点只传递一位二进制或者有限位量化信号到融合中心, 文献 [8-10] 分别提出一种基于粒子滤波器和量化数据的 WSN 目标

收稿日期 2010-08-01 录用日期 2010-11-24
Manuscript received August 1, 2010; accepted November 24, 2010

国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2009AA112203), 国家自然科学基金 (60975028, 50975224), 陕西省自然科学基金项目 (2006F12), 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (CHD2009JC037) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2009AA112203), National Natural Science Foundation of China (60975028, 50975224), Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2006F12), and Fundamental Research Funds for the Central Universities (CHD2009JC037)

1. 长安大学信息工程学院 西安 710064 2. 机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049 3. 西安交通大学系统工程研究所 西安 710049

1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an 710049 3. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

跟踪方法, 文献 [11–12] 提出一种基于量化数据的目标定位算法, 但是这些方法假定传感器节点和融合中心之间的无线信道是理想的. 针对非理想无线通讯信道, 文献 [13–18] 在目标检测背景下, 研究了 WSN 中决策融合的信道感知和信道容错问题. 文献 [19–21] 提出 WSN 下信道感知的目标定位和目标跟踪算法, 考虑进网络的物理层限制和通讯约束, 但是这些方法只考虑了 WSN 节点和融合中心之间进行直接通讯. 在 WSN 中, 无线通讯消耗了传感器的主要能量, 并且随着通讯距离增大, 能量消耗迅速增加. 传感器的电源供应是不可替换的, 限制了节点之间的信息传递距离, 为了节约能量, 传感器节点的量测数据通常采用多跳中继通讯方式到达融合中心. 文献 [17–18] 研究了多跳 WSN 中的决策融合问题, 将多跳中继无线信道衰落问题与决策融合相结合, 提出信道感知的决策融合律.

本文将信道感知的目标跟踪方法推广到更加实际的多跳无线传感器网络中, 为了节约通讯能量, 传感器节点将原始观测数据量化压缩成二元信号, 经多跳中继通讯到融合中心, 传感器节点和融合中心之间的无线信道存在信道衰落和噪声. 由于粒子滤波器可以利用任意分布的统计信息, 本文使用传感器二元量化信号, 结合非理想的多跳无线通讯信道, 基于粒子滤波器提出一种新的信道容错的目标跟踪方法.

1 问题描述

设传感器网络包含 N 个节点, 传感器节点随机部署, 每个节点的位置是固定的, 融合中心知道每个节点的位置. 每个传感器节点接收到来自目标的信号, 对其进行局部量化处理, 压缩成二进制信号, 然后通过几个中继节点传递到融合中心. 每个中继节点试图从信道衰落和噪声污染的观测中重构出其源节点的二进制信号, 并且把它中继到下一个节点直到到达融合中心.

1.1 目标动态模型

设目标在 xy 平面上作转弯机动运动, 目标的运动模型可以用状态空间方程描述为

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \dot{x}_1 \\ x_2 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix}_{k+1} =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \dot{x}_1 \\ x_2 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix}_k + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \end{bmatrix}_k \quad (1)$$

目标状态向量为 $\mathbf{x}_k = [x_{1,k}, \dot{x}_{1,k}, x_{2,k}, \dot{x}_{2,k}]^T \in \mathbf{R}^4$, 包括目标位置坐标 $(x_{1,k}, x_{2,k})$ 和目标速度 $(\dot{x}_{1,k}, \dot{x}_{2,k})$, ω 为转弯速度, T 为采样间隔, $[n_1, n_2]^T$ 为状态噪声过程, 设其服从某个已知分布.

1.2 传感器量测模型

在时刻 k , 传感器 n 接收到的信号能量为^[6]

$$y_{n,k} = g_n(\mathbf{x}_k) + \nu_{n,k} = \frac{\phi d_0^\alpha}{\|d_{n,k}\|^\alpha} + \nu_{n,k}, \quad n = 1, \dots, N \quad (2)$$

其中, 函数 $g_n(\cdot)$ 表示第 n 个传感器接收到的信号能量模型, ϕ 表示在目标参考距离 d_0 处目标辐射的信号能量, α 为信号衰减指数, $d_{n,k} = \sqrt{(x_n - x_{1,k})^2 + (y_n - x_{2,k})^2}$ 为目标和传感器 n 之间的距离, (x_n, y_n) 为传感器的坐标, $(x_{1,k}, x_{2,k})$ 为时刻 k 目标坐标, 设观测噪声项 $\nu_{n,k} \sim N(\mu_\nu, \sigma_\nu^2)$, 代表传感器背景噪声和建模误差.

由于网络资源限制, 为了减少通讯量从而减少网络能量消耗和带宽, 各传感器节点对接受到的目标信号 $y_{n,k}$ 进行量化压缩处理, 只传递一个二进制数字信号到融合中心. 传感器的量化观测模型为

$$u_{n,k} = \begin{cases} 1, & \text{若 } y_{n,k} > \gamma \\ 0, & \text{若 } y_{n,k} \leq \gamma \end{cases} \quad (3)$$

其中, $u_{n,k}$ 为第 n 个传感器的量化观测信号, γ 为量化阈值. 每个传感器节点将实际观测的信号能量 $y_{n,k}$ 与阈值 γ 进行比较, 如果高过阈值, 传感器发送信号 1 到融合中心, 否则传感器保持静默, 不发送信号, 从传感器节点传递到融合中心的所有量测为 $\mathbf{u}_k = [u_{1,k}, \dots, u_{N,k}]^T$.

由于传感器节点和融合中心之间的无线通讯存在信道衰落和噪声, 经过非完美信道传递后, 融合中心实际收到的观测向量为 $\mathbf{Z}_k = [z_{1,k}, \dots, z_{N,k}]^T$, 其中, $z_{n,k}$ 是被非完美无线信道污染的量化的传感器观测值.

2 无线多跳传感器网络信道传输统计特性

在传感器网络中, 由于能量和通讯资源约束, 局部传感器节点与融合中心之间通常采用多跳中继方式进行通讯. 多跳无线传感器网络传输模型如图 1 所示, 在时刻 k , 每个传感器节点的原始观测数据 y_1, \dots, y_N 被量化压缩为二元信号 u_1, u_2, \dots, u_N , 经过几个中继节点的多跳通讯后传递到融合中心 (为简化起见, 这里省略了时间下标 k). 每个中继节点从其信道衰落和噪声损害的观测中重构出从其源节点传递过来的量化观测, 然后中继到下一个节点, 直至到达融合中心.

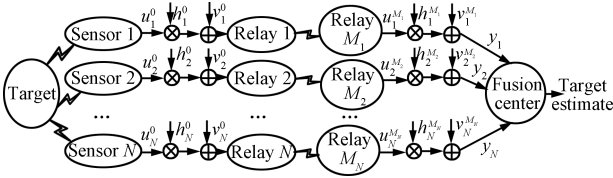


图 1 衰落和噪声信道下传感器节点和融合中心之间的多跳并行传输模型

Fig. 1 Multi-hop parallel transmission model in the presence of fading and noisy channels between local sensors and fusion center

设传感器节点 n 和融合中心之间有 M_n 个中继节点, 从节点 n 到融合中心的跳跃次数为 $M_n + 1$. 设 $u_n^0 = u_n$ 表示传感器节点 n 的原始量化观测, $u_n^i, i = 1, 2, \dots, M_n$ 表示第 i 个中继节点重构的量化观测, i 为跳跃次数.

设所有的无线信道彼此相互独立, 每个无线信道建模为 Rayleigh 衰落信道, 设信道衰落包络为 h_n^i , 具有相同的均方值 $2\sigma_c^2$, 即: $E[(h_n^i)^2] = 2\sigma_c^2, n = 1, \dots, N, i = 0, 1, \dots, M_n$. 设信道噪声 v_n^i 彼此相互独立且服从高斯分布, 均值为零, 方差为 σ^2 为了简化分析, 将传感器节点的二元量化观测 $\{0, 1\}$ 替换为 $\{-1, 1\}$, 衰落信道的的影响可以简化为一个实数的乘积^[14] 中继节点的信道输出信号可以表示为 $r_n^i = u_n^{i-1}h_n^{i-1} + v_n^{i-1}$.

对每个中继节点, 我们设其二元中继输出为其对源节点二元观测值的最大似然 (Maximum likelihood, ML) 估计, 即:

$$u_n^i = \text{sgn}(u_n^{i-1}h_n^{i-1} + v_n^{i-1}) \quad (4)$$

设 z_n 表示第 n 个传感器节点到达融合中心的观测, 则 $z_n = u_n^{M_n}h_n^{M_n} + v_n^{M_n}$.

在时刻 k , 融合中心基于所有观测信息 $\mathbf{Z}_k = [z_1, \dots, z_n, \dots, z_N]^T$, 序贯地更新目标状态估计, 对目标进行跟踪. 由于假设传感器噪声和无线信道

相互独立, 融合中心的观测似然度函数可以表示为

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k) = \prod_{n=1}^N p(z_n | \mathbf{x}_k) \quad (5)$$

其中, $p(z_n | \mathbf{x}_k) = \sum_{u_n \in \{-1, 1\}} p(z_n | u_n) p(u_n | \mathbf{x}_k)$.

在上式中, 目标状态 \mathbf{x}_k , u_n 和 z_n 构成一个 Markov 链, 因此 $p(z_n | u_n, \mathbf{x}_k) = p(z_n | u_n)$, 其中条件概率项 $p(z_n | u_n)$ 描述了信道传输的统计特征. 下面我们针对两种情况计算信道的统计特征.

2.1 已知信道衰落包络

设融合中心知道瞬时的信道衰落包络 $h_n^i, n = 1, \dots, N, i = 0, 1, \dots, M_n$, 在图 1 所示的多跳中继通讯模型下, 定义条件概率:

$$\begin{aligned} P_{1n}^{M_n} &= p(u_n^{M_n} = 1 | u_n^0 = 1) \\ P_{2n}^{M_n} &= p(u_n^{M_n} = 1 | u_n^0 = -1) \end{aligned} \quad (6)$$

则代表信道统计特征的条件概率可以表示为

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = 1) &= \\ &= p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) p(u_n^{M_n} = 1 | u_n = 1) + \\ &= p(z_n | u_n^{M_n} = -1, u_n = 1) p(u_n^{M_n} = -1 | u_n = 1) = \\ &= P_{1n}^{M_n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(z_n - h_n^{M_n})^2}{2\sigma^2}} + \\ &= (1 - P_{1n}^{M_n}) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(z_n + h_n^{M_n})^2}{2\sigma^2}} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = -1) &= \\ &= p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = -1) \times \\ &= p(u_n^{M_n} = 1 | u_n = -1) + \\ &= p(z_n | u_n^{M_n} = -1, u_n = -1) \times \\ &= p(u_n^{M_n} = -1 | u_n = -1) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= P_{2n}^{M_n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(z_n - h_n^{M_n})^2}{2\sigma^2}} + \\ &= (1 - P_{2n}^{M_n}) \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(z_n + h_n^{M_n})^2}{2\sigma^2}} \end{aligned} \quad (8)$$

定义变量:

$$\begin{aligned} P_n^i &= p(u_n^i = 1 | u_n^{i-1} = 1) \\ Q_n^i &= p(u_n^i = 1 | u_n^{i-1} = -1) \\ P_{1n}^i &= p(u_n^i = 1 | u_n^0 = 1) \\ P_{2n}^i &= p(u_n^i = 1 | u_n^0 = -1) \end{aligned} \quad (9)$$

在已知信道包络条件下, 条件概率 $P_{1n}^{M_n}$ 和 $P_{2n}^{M_n}$ 可以采用以下方法迭代计算^[17]:

$$\begin{aligned} P_{1n}^1 &= p(h_n^0 + v_n^0 > 0) = 1 - Q\left(\frac{h_n^0}{\sigma}\right) \\ P_n^i &= p(h_n^{i-1} + v_n^{i-1} > 0) = 1 - Q\left(\frac{h_n^{i-1}}{\sigma}\right) \quad (10) \\ P_{1n}^{m+1} &= P_n^{m+1} P_{1n}^m + (1 - P_n^{m+1})(1 - P_{1n}^m) \\ &\vdots \\ P_{1n}^{M_n} &= P_n^{M_n} P_{1n}^{M_n-1} + (1 - P_n^{M_n})(1 - P_{1n}^{M_n-1}) \quad (11) \end{aligned}$$

每一跳能可以看作一个二元对称信道, 因此:

$$P_{2n}^{M_n} = 1 - P_{1n}^{M_n} \quad (12)$$

2.2 已知信道衰落统计量

在上一节中, 计算信道统计特征的条件概率需要知道所有中继节点的完整的信道知识, 本节假定只知道信道衰落的统计量. 对 Rayleigh 衰落信道, 为简化起见, 设所有信道具有相同的衰落统计量, 信道包络的均方值为 $2\sigma_c^2$, 对 $n = 1, \dots, N, i = 0, 1, \dots, M_n$, 信道包络 h_n^i 的概率密度函数为

$$p(h_n^i) = \frac{h_n^i}{\sigma_c^2} \exp\left(-\frac{(h_n^i)^2}{2\sigma_c^2}\right), \quad h_n^i \geq 0 \quad (13)$$

类似于第 2.1 节, 信道统计特征的条件概率可以表示为

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = 1) &= \\ & p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) \times \\ & p(u_n^{M_n} = 1 | u_n = 1) + \\ & p(z_n | u_n^{M_n} = -1, u_n = 1) \times \\ & p(u_n^{M_n} = -1 | u_n = 1) \quad (14) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = -1) &= \\ & p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = -1) \times \\ & p(u_n^{M_n} = 1 | u_n = -1) + \\ & p(z_n | u_n^{M_n} = -1, u_n = -1) \times \\ & p(u_n^{M_n} = -1 | u_n = -1) \quad (15) \end{aligned}$$

其中条件概率:

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) &= \\ & \int_0^\infty p(z_n | h_n^{M_n}, u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) \times \\ & p(h_n^{M_n} t | u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) dh_n^{M_n} = \\ & \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma\sigma_c^2} \int_0^\infty h_n^{M_n} \exp\left(-\frac{(h_n^{M_n})^2}{2\sigma_c^2}\right) \times \\ & \exp\left(-\frac{(z_n - h_n^{M_n})^2}{2\sigma^2}\right) dh_n^{M_n} \quad (16) \end{aligned}$$

类似于文献 [15] 中附录 A 的结果, 可得:

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n^{M_n} = 1, u_n = 1) &= \\ & \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma^2)} e^{-\frac{z_n^2}{2\sigma^2}} \times \\ & \left[1 + Q(-rz_n) \sqrt{2\pi} r z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right] \quad (17) \end{aligned}$$

其中, $r = (\sigma_c/\sigma\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma^2})$, $Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ 为标准高斯分布的补分布函数.

同理可得:

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n^{M_n} = -1, u_n = 1) &= \\ & \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma^2)} e^{-\frac{z_n^2}{2\sigma^2}} \times \\ & \left[1 - Q(rz_n) \sqrt{2\pi} r z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right] \quad (18) \end{aligned}$$

将式 (17) 和 (18) 代入式 (14), 可以计算得到信道统计特征的条件概率为

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = 1) &= \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma^2)} e^{-\frac{z_n^2}{2\sigma^2}} \times \\ & \left[1 + (P_{1n}^{M_n} - Q(rz_n)) \sqrt{2\pi} r z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right] \quad (19) \end{aligned}$$

同理可以得到:

$$\begin{aligned} p(z_n | u_n = -1) &= \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma^2)} e^{-\frac{z_n^2}{2\sigma^2}} \times \\ & \left[1 + (P_{2n}^{M_n} - Q(rz_n)) \sqrt{2\pi} r z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right] \quad (20) \end{aligned}$$

类似于第 2.1 节, 利用式 (11) 和 (12), 可以迭代得到条件概率 $P_{1n}^{M_n}$ 和 $P_{2n}^{M_n}$. 在已知信道衰落统计量下, 类似于文献 [17] 的附录 B 的结果, 可得迭代的起始条件为

$$\begin{aligned} P_{1n}^1 &= \frac{1}{2} + \frac{\sigma_c}{2\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma^2}} \\ P_n^i &= \frac{1}{2} + \frac{\sigma_c}{2\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma^2}} \quad (21) \end{aligned}$$

3 信道容错的粒子滤波算法

对非线性非高斯运动目标, 粒子滤波器 (Particle filtering, PF)^[22-23] 是一种有效的目标跟踪算法, PF 通过一组加权粒子 $\{\mathbf{x}_k^{(j)}, w_k^{(j)}\}_{j=1}^M$ 逼近目标状态的后验概率密度函数 (Probability density function, PDF) $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$. 在本文中, 融合中心的量测模型包含了传感器节点非线性观测模型、量化处理和信道衰落的信息传递, 导致了一个强非线性非高斯跟踪问题, 因此我们采用粒子滤波器.

采样重要性重采样 (Sampling importance resampling, SIR) 粒子滤波器^[22-23] 通过从状态先验分布中采样, 粒子的重要性权值简化为似然度, SIR 滤波器以其易于执行和计算简单而得到广泛应用, 但是由于没有利用当前的量测信息, SIR 算法退化问题比较严重. 辅助粒子滤波器 (Auxiliary particle filtering, APF)^[24] 通过采样一个离散辅助变量, 先做重采样, 利用当前量测信息选择最有前途的粒子传播到下一时刻, 增加了粒子的多样性, 减小了重要性权的方差, 从而提高了跟踪精度. 粒子滤波器的权值依赖于融合中心观测值的似然度, 由式 (5) 知, 时刻 k 融合中心的观测似然度为

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k) = \prod_{n=1}^N \left[\sum_{u_n \in \{1, -1\}} p(z_n | u_n) p(u_n | \mathbf{x}_k) \right] \quad (22)$$

其中, 条件概率 $p(u_n | \mathbf{x}_k)$ 表示传感器量化观测的似然度, 条件概率项 $p(z_n | u_n)$ 代表信道的统计特征.

根据传感器观测模型 (2) 和量化模型 (3), 可以得到量化观测似然度的条件概率为

$$p(u_n = 1 | \mathbf{x}_k) = Q \left(\frac{\gamma - g_n(\mathbf{x}_k) - \mu_\nu}{\sigma_\nu} \right) \quad (23)$$

$$p(u_n = -1 | \mathbf{x}_k) = 1 - Q \left(\frac{\gamma - g_n(\mathbf{x}_k) - \mu_\nu}{\sigma_\nu} \right) \quad (24)$$

其中, μ_ν 和 σ_ν 为观测噪声的统计特征量.

在模型 (1) 和 (2) 中, 当目标转弯速度 ω 和信号能量 ϕ 未知时, 设 $\boldsymbol{\theta} = [\omega, \phi]^T$ 代表模型中的未知参数向量, 粒子滤波器在静态参数估计中经常会遇到粒子的退化问题^[24]. 为了减轻退化, Liu 和 West^[25] 提出采用高斯混合 Kernel 平滑方法逼近参数后验分布 $p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{Z}_{1:k})$:

$$\hat{p}(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{Z}_{1:k}) = \sum_{j=1}^M w_k^{(j)} \mathbf{N}(\mathbf{m}_k^{(j)}, b^2 V_k) \quad (25)$$

其中, $\mathbf{m}_k^{(j)} = a\boldsymbol{\theta}_k^{(j)} + (1-a)\bar{\boldsymbol{\theta}}_k$, $\bar{\boldsymbol{\theta}}_k = \sum_{j=1}^M w_k^{(j)} \boldsymbol{\theta}_k^{(j)}$,

$V_k = \sum_{j=1}^M w_k^{(j)} (\boldsymbol{\theta}_k^{(j)} - \bar{\boldsymbol{\theta}}_k) (\boldsymbol{\theta}_k^{(j)} - \bar{\boldsymbol{\theta}}_k)^T$, 常数 a 和 b 分别表示高斯混合的收缩和分散程度, 参数 a 和 b 的选择^[26] 依赖于一个折衷因子 $0.95 \leq \delta \leq 0.99$, $b^2 = 1 - [(3\delta - 1)/2\delta]^2$, $a = \sqrt{1 - b^2}$. 通过从条件转移概率密度 $p(\boldsymbol{\theta}_{k+1} | \boldsymbol{\theta}_k) \sim \mathbf{N}(\mathbf{m}_k, b^2 V_k)$ 中采样参数粒子 $\boldsymbol{\theta}_{k+1}^{(j)}$, 利用粒子滤波器产生一组加权粒子集 $\{\mathbf{x}_{k+1}^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_{k+1}^{(j)}, w_{k+1}^{(j)}\}_{j=1}^M$ 逼近状态和参数的联合后验分布 $p(\mathbf{x}_{k+1}, \boldsymbol{\theta} | \mathbf{Z}_{1:k+1})$.

在粒子滤波器下, 目标状态后验概率分布近似为: $\hat{P}_N(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = \sum_{j=1}^N w_k^{(j)} \delta_{\mathbf{x}_k^{(j)}}(\mathbf{x}_k)$, 在实际应用中, 需要确定状态的点估计值, 通常使用的点估计值是最小均方误差估计 (Minimum mean square error, MMSE): $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{j=1}^M w_k^{(j)} \mathbf{x}_k^{(j)}$, 即加权粒子的均值. 但是当目标状态后验分布是多模、多峰分布时, MMSE 可能会位于后验概率较低的区域, 不能代表一个合理的估计值. 在这种情况下, 最大后验概率估计 (Maximum a posteriori, MAP): $\hat{\mathbf{x}}_k^{MAP} = \arg \max_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 通过提取后验概率最大的状态, 可能会产生更好的状态估计值^[27-29], 最近的文献中提出了一种基于粒子滤波器的 MAP 估计值^[28-29]:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{MAP} = \arg \max_{\mathbf{x}_k^{(i)}} p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) \sum_j p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(j)}) w_{k-1}^{(j)}$$

该方法获得的 MAP 估计值收敛于真实的 MAP 估计值.

设在起始时刻, 从先验分布中抽取样本 $\mathbf{x}_0^{(j)}$ 和 $\boldsymbol{\theta}_0^{(j)}$, $j = 1, 2, \dots, M$, 并且均匀分配权值 $w_0^{(j)} = 1/M$. 设在时刻 $k-1$, 加权粒子为 $\{\mathbf{x}_{k-1}^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}^{(j)}, w_{k-1}^{(j)}\}_{j=1}^M$, 在时刻 k , 融合中心利用量测信息 \mathbf{Z}_k 对目标状态进行量测更新.

信道容错的粒子滤波器的迭代步骤如下:

步骤 1. 辅助变量重采样: 对 $j = 1, \dots, M$, 利用目标状态转移方程 (1) 计算状态向量条件均值: $\boldsymbol{\mu}_k^{(j)} = \mathbf{E}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(j)})$.

从集合 $\{1, 2, \dots, M\}$ 中采样辅助变量 i^j , 采样概率为: $p(i^j = l) \propto p(\mathbf{Z}_k | \boldsymbol{\mu}_k^{(l)}, \mathbf{m}_k^{(l)}) w_{k-1}^{(l)}$, 其中, 条件概率 $p(\mathbf{Z}_k | \boldsymbol{\mu}_k^{(l)}, \mathbf{m}_k^{(l)})$ 表示融合中心的观测似然度, 由式 (22) 得到.

步骤 2. 重要性采样新粒子: 对 $j = 1, \dots, M$, 利用 Kernel 平滑方法式 (25), 采样角速度和信号能量参数粒子:

$$(\omega_k^{(j)}, \phi_k^{(j)}) \sim \mathbf{N}(\mathbf{m}_k^{(i^j)}, b^2 V_k)$$

利用目标状态转移方程 (1), 注意到速度分量的转移独立于位置分量, 为了减轻粒子的退化, 首先从

联合分布中采样目标速度分量粒子:

$$(\dot{x}_{1,k}^{(j)}, \dot{x}_{2,k}^{(j)}) \sim p(\dot{x}_{1,k}, \dot{x}_{2,k} \mid \dot{x}_{1,k-1}^{(j)}, \dot{x}_{2,k-1}^{(j)}, \omega_k^{(j)})$$

然后计算目标位置分量粒子:

$$x_{1,k}^{(j)} = x_{1,k-1}^{(j)} + \frac{\sin \omega_k^{(j)} T}{\omega_k^{(j)}} \dot{x}_{1,k-1}^{(j)} - \frac{1 - \cos \omega_k^{(j)} T}{\omega_k^{(j)}} \dot{x}_{2,k-1}^{(j)}$$

$$x_{2,k}^{(j)} = x_{2,k-1}^{(j)} + \frac{1 - \cos \omega_k^{(j)} T}{\omega_k^{(j)}} \dot{x}_{1,k-1}^{(j)} + \frac{\sin \omega_k^{(j)} T}{\omega_k^{(j)}} \dot{x}_{2,k-1}^{(j)}$$

步骤 3. 计算权值:

$w_k^{(j)} \propto p(\mathbf{Z}_k \mid \mathbf{x}_k^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_k^{(j)}) / p(\mathbf{Z}_k \mid \boldsymbol{\mu}_k^{(j)}, \mathbf{m}_k^{(j)})$, 并归一化, 其中的分子和分母似然度由式 (22) 计算得到.

步骤 4. 目标状态估计值:

所得到的加权粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_k^{(j)}, w_k^{(j)}\}_{j=1}^M$ 逼近目标状态后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta} \mid \mathbf{Z}_{1:k})$, 从中可以得到目标状态的 MAP 估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \arg \max_{\mathbf{x}_k^{(i)}} p(\mathbf{Z}_k \mid \mathbf{x}_k^{(i)}) \sum_j p(\mathbf{x}_k^{(j)} \mid \mathbf{x}_{k-1}^{(j)}) w_{k-1}^{(j)}$$

4 仿真分析

无线传感器网络随机部署在一个 $300 \text{ m} \times 300 \text{ m}$ 局域内, 包含 $N = 40$ 个传感器节点, 设目标信号能量衰减参数 $\alpha = 2.5$, 在距离 $d_0 = 1 \text{ m}$ 处, 目标参考信号能量 $\phi = 500$, 目标转弯速度 $\omega = 0.05 \text{ rad/s}$, 在仿真中假定参数 ω, ϕ 是未知的. 为简单起见, 假定所有传感器都使用相同的量化阈值 $th = 2.5$. 设所有无线信道都服从 Rayleigh 衰落, 具有单位均方值 $2\sigma_c^2 = 1$, 信道系数 h_n^i 从 Rayleigh 分布中产生, 选择信道噪声方差 σ^2 以产生 5 dB 的平均信道信噪比 SNR. 式 (1) 中目标状态噪声协方差矩阵为 $C_n = \text{diag}\{0.5, 0.1\}$, 式 (2) 中的量测噪声均值为 $\mu_v = 1$, 方差 $\sigma_v^2 = 0.01$. 目标初始状态分布为高斯分布, 均值为 $\bar{x}_0 = [0, 5, 0, 5]$, 协方差矩阵为 $\text{diag}\{20, 1, 20, 1\}$, 采样间隔 $T = 1 \text{ s}$, 仿真过程持续 60 s. 在仿真中, 粒子个数 $M = 2000$, 目标转弯速度 ω 和信号能量 ϕ 的初始粒子来自于高斯分布, 均值为参数真值.

在上述仿真场景下, 我们对信道容错的粒子滤波器 (Channel-tolerant, CT) 和非信道容错的粒子滤波器 (Channel-intolerant, CI) 的性能进行了

对比, 在图 2 中, 分别给出了目标的真实航迹, 已知信道包络的信道容错的粒子滤波器 (Channel-tolerant-envelopes, CTE), 已知信道统计量的信道容错的粒子滤波器 (Channel-tolerant-statistics, CTS), 以及非信道容错的粒子滤波器的 MAP 估计值跟踪结果. 三个滤波器都使用了来自所有 40 个传感器节点的二元量化观测信号, 各传感器节点的量测信号都经过 3 跳非理想信道中继到融合中心. 从图中可以看到信道容错的粒子滤波器能够保持航迹紧密靠近目标真实航迹, 然而非信道容错的粒子滤波器丢失了航迹.

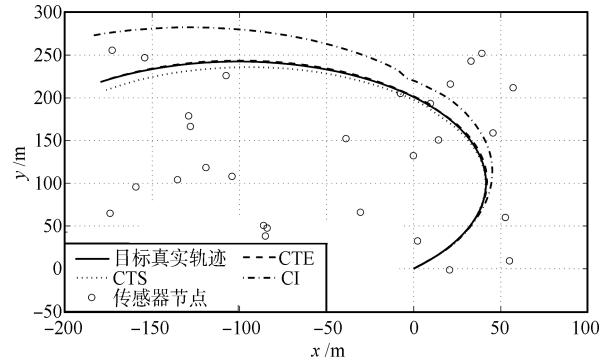


图 2 目标航迹及其跟踪轨迹

Fig. 2 Target trajectory and its estimates

为了更清楚地说明信道容错的粒子滤波器带来的性能改进, 基于 100 次 Monte Carlo 仿真结果, 图 3 给出了目标位置估计的均方根误差 (Root mean square error, RMSE), 图 4 和图 5 给出了目标转弯速度和目标信号能量估计值的 RMSE. 图中分别给出了在非理想信道下, CTE, CTS 以及 CI 粒子滤波器的性能比较. 从图中可以看出, 在非理想信道下, 非信道容错的粒子滤波器存在严重的性能退化, 然而信道容错的粒子滤波器的性能远远超过非信道容错的粒子滤波器, CTE 粒子滤波器的性能超出了 CTS 粒子滤波器性能, 因为前者知道完整的信道包络知识.

图 6 给出了两种信道容错的粒子滤波器 (CTE 和 CTS) 和非信道容错的粒子滤波器对不同的传感器节点到融合中心的平均跳跃中继次数 k 的性能比较, 性能标准为目标位置估计的整体均方根误差:

$$RMS =$$

$$\sqrt{\frac{1}{MK} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K (\hat{x}_1(m, k) - x_1(k))^2 + (\hat{x}_2(m, k) - x_2(k))^2}$$

其中, M 为仿真次数, K 为仿真时间拍数. 从图中可以看到, 随着传感器节点到融合中心的平均跳跃次数的增加, 非信道容错的粒子滤波器的性能严重

下降, 然而信道容错的粒子滤波器对信道具有较好的鲁棒性, 因为信道容错的滤波器考虑到了信道衰落的统计分布, 图中也给出了所有信道都是理想完美信道 (Perfect channel, PC) 下的粒子滤波器的性能作为基准, 从中可以看到使用信道容错的粒子滤波器, 由于非完美信道带来的性能退化几乎可以忽略掉.

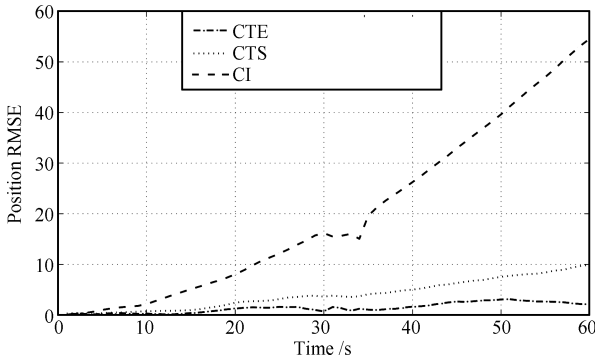


图 3 目标位置估计的 RMSE

Fig. 3 RMSEs of the location estimates of the target

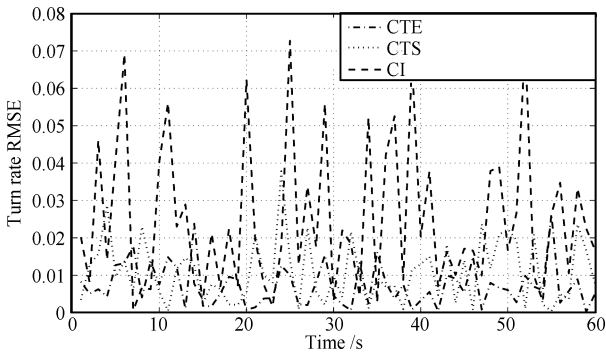


图 4 目标转弯速度估计的 RMSE

Fig. 4 RMSEs of the turn rate estimates of the target

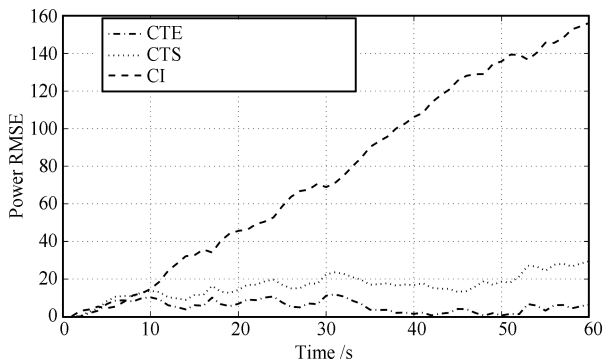


图 5 目标信号能量估计的 RMSE

Fig. 5 RMSEs of the target signal power estimates

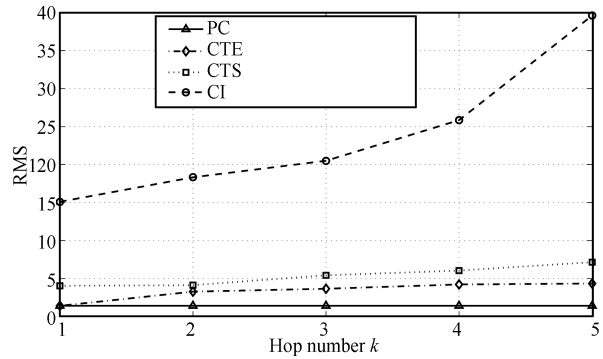


图 6 传感器到融合中心的不同平均跳跃次数 RMS 性能比较

Fig. 6 RMS comparison for different mean hop numbers between local sensors and fusion center

我们定义航迹丢失为当目标位置估计误差在连续 5 个仿真时间间隔内超过 10m, 表 1 给出了不同信道信噪比下 100 次 Monte Carlo 仿真中信道容错的粒子滤波器 (CTE 和 CTS)、非信道容错的粒子滤波器的航迹丢失率. 从表中可以看出, 随着信道的退化, 非信道容错的粒子滤波器导致了大量的航迹丢失, 然而信道容错的粒子滤波器对信道的不完美性具有一定的鲁棒性.

表 1 不同信道信噪比下的航迹丢失率 (%)
Table 1 Percentage of track loss for different channel SNRs (%)

算法	SNR = 0	SNR = 5	SNR = 10
CIE	9	2	0
CTS	18	6	0
CI	87	42	21

5 结论

本文研究了能量和带宽资源有限、存在信道衰落和噪声的多跳无线传感器网络下的目标跟踪问题, 基于粒子滤波算法, 提出一种信道容错的目标跟踪方法. 传感器节点的观测数据被量化压缩为二元信号, 经过非理想无线信道多跳中继通讯传递到融合中心. 在 Rayleigh 信道衰落和高斯信道噪声下, 每个中继节点采用一种二元中继策略, 中继节点的二元输出是对来自其源节点受信道污染的观测值的最大似然估计, 估计的二元观测值序贯中继到下一节点直到到达融合中心. 在已知信道衰落包络和只有信道衰落统计量的条件下, 考虑进实际的物理信道计算粒子的似然度函数. 将无线信道衰落的统计知

识结合进目标跟踪算法, 提出信道容错的粒子滤波器对目标进行跟踪. 在粒子滤波框架下, 同时也给出了目标运动方程和传感器量测方程中的未知参数的有效估计. 仿真结果表明了信道容错的粒子滤波器具有较好的跟踪精度和鲁棒性. 本文提出的信道容错的粒子滤波器能进一步推广到多目标跟踪以及杂波背景下的目标跟踪, 我们目前进行的后续研究包括传感器节点的优化部署和传感器量化阈值的最优设计.

References

- 1 Yao Kung. Sensor networking: concepts, applications and challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(6): 839–845
- 2 Chong C Y, Kumar S P. Sensor networks: evolution, opportunities and challenges. *Proceedings of the IEEE*, 2003, **91**(8): 1247–1256
- 3 Kumar S, Zhao F, Shepherd D. Collaborative signal and information processing in microsensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(2): 13–14
- 4 Sayeed A, Estrin D, Pottie G, Ramchandran K, Pursley M B. Guest editorial self-organizing distributed collaborative sensor networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2005, **23**(4): 689–692
- 5 Zuo L, Mehrotra K, Varshney P K, Mohan C K. Bandwidth-efficient target tracking in distributed sensor networks using particle filters. In: *Proceedings of the 9th Conference on Information Fusion*. Florence, Italy: IEEE, 2006. 1–4
- 6 Sheng X H, Hu Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, **53**(1): 44–53
- 7 Guo D, Wang X D. Dynamic sensor collaboration via sequential Monte Carlo. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2004, **22**(6): 1037–1047
- 8 Djuric P M, Vemula M, Bugallo M F. Target tracking by particle filtering in binary sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **56**(6): 2229–2238
- 9 Ruan Y H, Willett P, Marrs A, Palmieri F, Marano S. Practical fusion of quantized measurements via particle filtering. *IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems*, 2008, **44**(1): 15–29
- 10 Zuo L, Niu R X, Varshney P K. A sensor selection approach for target tracking in sensor networks with quantized measurements. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Las Vegas, USA: IEEE, 2008. 2521–2524
- 11 Niu R X, Varshney P K. Target location estimation in sensor networks with quantized data. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(12): 4519–4528
- 12 Masazade E, Niu R X, Varshney P K, Keskinöz M. Energy aware iterative source localization for wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, **58**(9): 4824–4835
- 13 Chen B, Jiang R X, Kasetkasem T, Varshney P K. Channel aware decision fusion in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, **52**(12): 3454–3458
- 14 Jiang R X, Chen B. Fusion of censored decisions in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, **4**(6): 2668–2673
- 15 Niu R X, Chen B, Varshney P K. Fusion of decisions transmitted over Rayleigh fading channels in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(3): 1018–1027
- 16 Chen B, Tong L, Varshney P K. Channel-aware distributed detection in wireless sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2006, **23**(4): 16–26
- 17 Lin Y, Chen B, Varshney P K. Decision fusion rules in multi-hop wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(2): 475–488
- 18 Tian Q J, Coyle E J. Optimal distributed detection in clustered wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, **55**(7): 3892–3904
- 19 Ozdemir O, Niu R X, Varshney P K. Channel aware target localization with quantized data in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(3): 1190–1202
- 20 Ozdemir O, Niu R X, Varshney P K. Channel aware particle filtering for tracking in sensor networks. In: *Proceedings of the 40th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. Pacific Grove, USA: IEEE, 2006. 290–294
- 21 Ozdemir O, Niu R X, Varshney P K. Tracking in wireless sensor networks using particle filtering: physical layer considerations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, **57**(5): 1987–1999

- 22 Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, **50**(2): 174–188
- 23 Crisan D. Particle filters — a theoretical perspective. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer, 2001. 15–42
- 24 Pitt M K, Shepard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters. *Journal of American Statistics Association*, 1999, **94**(446): 590–599
- 25 Liu J, West M. Combined parameter and state estimation in simulation-based filtering. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: Springer, 2001. 197–224
- 26 Storvik G. Particle filters for state-space models with the presence of unknown static parameters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, **50**(2): 281–289
- 27 Cappe O, Godsill S J, Moulines E. An overview of existing methods and recent advances in sequential Monte Carlo. *Proceedings of the IEEE*, 2007, **95**(5): 899–924
- 28 Driessen H, Boers Y. MAP estimation in particle filter tracking. In: *Proceedings of the IET Seminar on Target Tracking and Data Fusion: Algorithms and Applications*. Birmingham, UK: IEEE, 39–39
- 29 Saha S, Boers Y, Driessen H, Mandal P K, Bagchi A. Particle based MAP state estimation: a comparison. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion*. Seattle, USA: IEEE, 2009. 278–283



杨小军 博士后, 长安大学信息工程学院副教授, 分别于 1995 年获四川大学应用数学专业学士学位, 2002 年获西安电子科技大学运筹学与控制论专业硕士学位, 2006 年获西北工业大学控制理论与控制工程专业博士学位。主要研究方向为自适应控制, 信号与信息处理, 估计理论, 自适应滤波, 目标跟踪, 无线传感器网络和多源信息融合。本文通信作者。E-mail: xjyang@chd.edu.cn

(**YANG Xiao-Jun** Post doctor, associate professor at Chang'an University. He received his bachelor degree in applied mathematics from Sichuan University, master degree in operation and control theory from Xidian University, and Ph. D. degree in control theory and control engineering from Northwestern Polytechnical University in 1995, 2002 and 2006, respectively. His research interest covers adaptive control, signal and information processing, estimation theory, adaptive filtering, target tracking, sensor networks, and information fusion. Corresponding author of this paper.)



邢科义 西安交通大学系统工程研究所教授。主要研究方向为离散事件与混合系统建模、优化与控制。

E-mail: kyxing@sei.xjtu.edu.cn

(**XING Ke-Yi** Professor at the Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers modeling, optimization, and control of discrete event systems and hybrid systems.)