

多传感器交互滤波算法

刘志刚, 汪晋宽

(东北大学自动化工程系, 河北秦皇岛 066004)

摘要: 由于传感器节点感知范围有限, 传感器网络内的目标跟踪过程可以被建模成为一个马尔可夫跳变系统. 以此为基础根据贝叶斯理论设计接力卡尔曼滤波算法, 重构新息方程, 实现网络中连续的协作式跟踪. 进而通过混合每次迭代状态和方差的初始值, 提出了多传感器交互滤波算法. 其性能优于接力卡尔曼滤波算法, 却牺牲了算法的计算复杂度. 最后, 仿真结果验证了所提算法的有效性.

关键词: 传感器网络; 马尔可夫跳变系统; 目标跟踪; 协作跟踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 04-0724-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.016

Interacting Multiple Sensor Filter for Sensor Networks

LIU Zhi-gang, WANG Jin-kuan

(Department of Automation Engineering, Northeastern University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract: Due to the limited sensing range for sensors, moving target tracking has to be realized by relaying from one sensor to the other in sensor networks. Thus, the tracking procedure can be modeled as a Markovian chain system. By reconstructing the innovation equation, the relaying Kalman filter (RKF) algorithm is designed in the light of the Bayesian theory. On this basis, the interacting multiple sensor filter (IMSF) algorithm is proposed further by mixing the initial state and covariance at one cycle, which has a bit better tracking performance than the RKF algorithm, but at the cost of the computational complexity. Finally, simulation results show the effectiveness of the proposed algorithms.

Key words: sensor networks; Markovian jump system; target tracking; collaborative tracking

1 引言

分布式跟踪是传感器网络协作信号处理的关键技术之一^[1-12]. 由于能量有限, 每个传感器节点仅能监控有限的区域, 因此, 只有传感器节点相互协作, 才能对传感器网络中移动目标实现连续的高精度的跟踪.

采用嵌入式一致性滤波器, Olfati-Saber 等提出了适用于同构网络的分布式卡尔曼滤波器^[3], 而后利用具有单一的一致性高通滤波器的微型滤波器结构, 将该算法扩展到了异构网络^[4]. 针对系统模型的不确定性, Ahmad 等设计了鲁棒性分布式卡尔曼滤波方案, 适用于异构网络条件下的不确定随机系统^[5]. 基于新息符号函数, Ribeiro 等给出了一种低通信成本的分布式卡尔曼滤波方案, 其性能非常接近于经典卡尔曼算法^[6]. 在此基础上, Msechu 等进一步设计了两种量化估计结构, 可以较好地平衡整体跟踪性能和通信带宽的要求^[7]. 针对

多视角协作跟踪融合问题, 王雪等提出了渐进分布式融合方法^[8]. 针对视频监控中模板漂移问题, 潘吉彦等将模板漂移的成因定量建模为漂移噪声, 并将其作为模板更新滤波观测噪声的一部分, 显著地抑制了模板漂移现象的发生^[9]. 结合位姿状态信息, 陈桂忠等提出一种具有较高精度的移动节点定位算法^[10].

因为通信能耗远大于计算成本, 所以将整个网络划分成多个固定簇, 可以有效降低能量消耗. 在特定簇内, 传感器节点具有有限的感知范围, 传感器网络中的目标跟踪可以视作节点之间的接力跟踪过程, 因此该过程可以被建模成为一个马尔可夫跳变系统. 以此为基础, 并受交互多模型算法^[13-16]的启发, 本文根据贝叶斯公式重新构造了新息方程, 设计用于分布式跟踪的接力卡尔曼滤波算法 (Relaying Kalman Filter, RKF); 进而通过混合每次迭代的初始状态和方差, 提出了多传感器交互滤波算法 (Interacting Multiple Sensor Filter, IMSF).

2 问题建模

考虑一个具有 n 个节点的传感器网络,各个节点分别位于 s_1, s_2, \dots, s_n . 假设在该网络中仅存在一个移动目标,且该目标在 k 时刻的运动方程为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}(k)$ 为目标在时刻 k 的状态向量, \mathbf{F} 为状态转移矩阵, 和 $\mathbf{w}(k)$ 是由于干扰和模型误差引起的均值为零且方差为 \mathbf{Q} 的加性高斯白噪声向量. 第 i 个传感器节点的感知模型为

$$z_i(k) = \mathbf{H}_i \mathbf{x}(k) + v_i(k) \quad (2)$$

其中, $z_i(k)$ 为第 i 个传感器节点的观测值, \mathbf{H}_i 是相应的测量矩阵, 和 $v_i(k)$ 是均值为零且方差为 \mathbf{R}_i 的加性高斯白噪声. 此外测量噪声 $v_i(k)$ 与过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 相互独立. 当目标处于第 i 个节点的感知区域内, 则式(2)是成立的; 当目标移出该感知区域时, 式(2)则退化成为

$$z_i(k) = v_i(k) \quad (3)$$

在 k 时刻所有传感器节点测量值集合可以表示为

$$\mathbf{Z}(k) = \{z_i(k)\}_{i=1}^n \quad (4)$$

和测量值的累加集合为

$$\mathbf{Z}^k = \{\mathbf{Z}(j)\}_{j=1}^k \quad (5)$$

3 接力卡尔曼滤波算法

假设监控区域被传感器网络中的所有节点完全覆盖, 且该区域根据节点的感知范围分成 n 个区域. 当目标出现在监控区域内的时候, 相关事件 $\epsilon_i (i=1, \dots, n)$ 表示目标出现在第 i 区域的概率或者观测值 $z_i(k)$ 源自目标的概率, 和 $n \geq 2$ 时这些事件是相互独立的. 根据全概率公式, 在 k 时刻状态的条件均值可以描述为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k|k) &= E[\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^k] \\ &= \sum_{i=1}^n E[\mathbf{x}(k)|\epsilon_i^k, \mathbf{Z}^k] P\{\epsilon_i^k|\mathbf{Z}^k\} \\ &= \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{x}}_i(k) \beta_i(k) \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_i(k|k)$ 为 k 时刻第 i 个节点的状态估计值, 以及

$$\beta_i(k) = P\{\epsilon_i^k|\mathbf{Z}^k\} \quad (7)$$

表示相应的传感器概率.

有关马尔可夫链 ϵ_i^k 的查普曼柯尔莫哥洛夫方程可以描述为

$$\begin{aligned} P\{\epsilon_i^k|\mathbf{Z}^{k-1}\} &= \sum_{j=1}^n P\{\epsilon_i^k|\epsilon_j^{k-1}\} P\{\epsilon_j^{k-1}|\mathbf{Z}^{k-1}\} \\ &= \sum_{j=1}^n \mathbf{M}_{ij} P\{\epsilon_j^{k-1}|\mathbf{Z}^{k-1}\} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $P\{\epsilon_i^k|\epsilon_j^{k-1}\}$ 是马尔可夫转移矩阵 \mathbf{M} 的某一元素. 利用贝叶斯公式, 式(7)可以改写为如下表达式

$$\begin{aligned} \beta_i(k) &= P\{\epsilon_i^k|z_i(k), \mathbf{Z}^{k-1}\} \\ &= \frac{1}{c} P\{z_i(k)|\epsilon_i^k, \mathbf{Z}^{k-1}\} P\{\epsilon_i^k|\mathbf{Z}^{k-1}\} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $c = P\{\mathbf{Z}(k)|\mathbf{Z}^{k-1}\}$ 为归一化常量.

3.1 状态和方差的更新

在目前测量值 $\mathbf{Z}(k)$ 条件下状态更新方程可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \sum_{i=1}^n \beta_i(k) \mathbf{G}_i(k) \tilde{z}_i(k) \quad (10)$$

式中, 第 i 个传感器的滤波器增益为

$$\mathbf{G}_i(k) = P(k|k-1) \mathbf{H}_i [\mathbf{S}_i(k)]^{-1} \quad (11)$$

相应的新息方程和新息方差方程分别为

$$\tilde{z}_i(k) = z_i(k) - \hat{z}_i(k|k-1) \quad (12)$$

和

$$\mathbf{S}_i(k) = \mathbf{H}_i P(k|k-1) \mathbf{H}_i^T + \mathbf{R}_i \quad (13)$$

式中, T 表示矩阵的转置.

与状态 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 相关的方差为

$$P(k|k) = P(k|k-1) - \sum_{i=1}^n \beta_i(k) \mathbf{G}_i(k) \mathbf{H}_i P(k|k-1) \quad (14)$$

3.2 状态和方差的预测

状态和测量值的预测公式可以分别表示为

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{F} \hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) \quad (15)$$

和

$$\hat{z}_i(k|k-1) = \mathbf{H}_i \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \quad (16)$$

此外, 状态预测值的方差为

$$P(k|k-1) = \mathbf{F} P(k-1) \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (17)$$

3.3 传感器概率的更新

将式(8)和式(9)代入式(7), 则可以获得传感器概率的更新方程

$$\beta_i(k) = \frac{\beta_i(k|k-1) L_i(k)}{\sum_{j=1}^n \beta_j(k|k-1) L_j(k)} \quad (18)$$

式中, 相应的传感器的似然函数为

$$L_i(k) = p\{z_i(k)|\epsilon_i^k, \mathbf{Z}^{k-1}\} \quad (19)$$

以及 $\beta_i(k|k-1)$ 为第 i 个传感器的预测概率

$$\beta_i(k|k-1) = \sum_{j=1}^n \mathbf{M}_{ij} \beta_j(k-1) \quad (20)$$

4 多传感器交互滤波算法

在接力卡尔曼滤波算法的基础上, 通过混合每次迭代的初始状态和方差, 设计了多传感器交互滤波方案. 该方案与接力卡尔曼滤波算法相比, 性能虽然获得提升, 却是以增加算法计算复杂度为代价. 该算法的每次迭代都是由以下四部分构成的:

首先,利用式(20)计算出 n 个传感器概率预测值 $\beta_i(k|k-1)$. 结合 n 个状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i(k-1)$ 以及相应的方差 $P_i(k-1)$, 可以获得与传感器节点 i 对应的滤波器的初始条件. 混合概率, 混合状态估计值和混合方差的计算公式分别为

$$\beta_{j|i}(k-1) = P\{\varepsilon_j | \varepsilon_i, \mathbf{Z}^{k-1}\} = \mathbf{M}_{ij} \frac{\beta_j(k-1)}{\beta_i(k|k-1)} \quad (21)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_i(k-1) = \sum_{j=1}^n \hat{\mathbf{x}}_j(k-1) \beta_{j|i}(k-1) \quad (22)$$

和

$$\bar{P}_i(k-1) = \sum_{j=1}^n [P_j(k-1) + \tilde{\mathbf{x}}_j(k-1) \tilde{\mathbf{x}}_j^T(k-1) \cdot \beta_{j|i}(k-1)] \quad (23)$$

式中, $\tilde{\mathbf{x}}_j(k-1) = \hat{\mathbf{x}}_j(k-1) - \bar{\mathbf{x}}_i(k-1)$.

其次, 将混合状态估计值 $\bar{\mathbf{x}}_i(k-1)$ 和混合方差 $\bar{P}_i(k-1)$ 作为输入参数, 利用预测方程可以计算出状态的预测值 $\hat{\mathbf{x}}_i(k|k-1)$ 和相应方差的预测值 $P_i(k|k-1)$, 进而结合观测值获得状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_i(k)$ 和方差 $P_i(k)$.

再次, 根据式(18)、(19)和式(20)可以更新 n 个传感器节点的概率.

最后, 整体的估计值 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 和方差 $P(k)$ 可以根据下列公式获得.

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \sum_{i=1}^n \hat{\mathbf{x}}_i(k) \beta_i(k) \quad (24)$$

和

$$P(k) = \sum_{i=1}^n [P_i(k) + (\hat{\mathbf{x}}(k) - \hat{\mathbf{x}}_i(k)) (\hat{\mathbf{x}}(k) - \hat{\mathbf{x}}_i(k))^T] \cdot \beta_i(k) \quad (25)$$

5 仿真实验

假设某一传感器网络具有 8 个节点, 这些节点分别位于 $(-1\text{m}, 10\text{m})$, $(150\text{m}, 10\text{m})$, $(300\text{m}, 10\text{m})$, $(450\text{m}, 10\text{m})$, $(600\text{m}, 10\text{m})$, $(750\text{m}, 10\text{m})$, $(900\text{m}, 10\text{m})$ 和 $(1000\text{m}, 10\text{m})$. 传感器节点的感知半径均设为 400m . 在监控区域内存在一个沿着 X 轴加速运动的目标, 其运动方程为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{w}(k) \quad (26)$$

其中, $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), x_3(k)]^T$ 是状态向量, 状态转移矩阵 \mathbf{F} 为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

和过程噪声矩阵 \mathbf{G} 为

$$\mathbf{G} = [T^2/2 \quad T \quad 1]$$

而测量方程为

$$z_i(k) = \sqrt{(x_1(k) - x_i)^2 + y_i^2} + v_i(k) \quad (27)$$

式中, (x_i, y_i) 为传感器节点 i 的坐标. 然而实际的系统模型大多是非线性的, 因此所提算法通过模型线性化方法就可以扩展到非线性的应用环境.

仿真实验所使用的软件是 Matlab 7.1. 采样间隔为 $T = 1\text{s}$, 过程噪声方差为 $\mathbf{Q} = 1 \times 10^{-6} \text{m}^2/\text{s}^4$, 以及测量噪声方差为 $\mathbf{R} = 1\text{m}^2$. 此外, 状态和方差的初始值分别为

$$\mathbf{x}(0) = [1\text{m}, 0.1\text{m/s}, 0.01\text{m/s}^2]^T$$

$$\mathbf{P}(0) = \text{diag}([1\text{m}^2, 0.01\text{m}^2/\text{s}^2, 0.0001\text{m}^2/\text{s}^4])$$

和迭代次数为 300, 以及马尔可夫的转移矩阵为

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 0.93 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.93 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.93 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.93 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.93 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.93 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.93 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.93 \end{bmatrix}$$

为了验证所提算法的性能, 根据 50 次 Monte Carlo 实验, 可以获得位置均方根误差曲线和速度均方根误差曲线, 分别如图 1 和图 2 所示. 从图 1 可知, 在迭代过程中多传感器交互滤波算法比接力卡尔曼滤波算法具有较小的平均位置误差. 而图 2 显示这两种算法的平均速度误差近似一致. 因此, 多传感器交互滤波算法的跟踪性能略优于接力卡尔曼滤波算法.

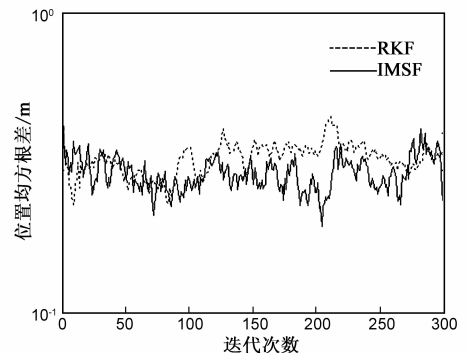


图1 平均位置误差曲线

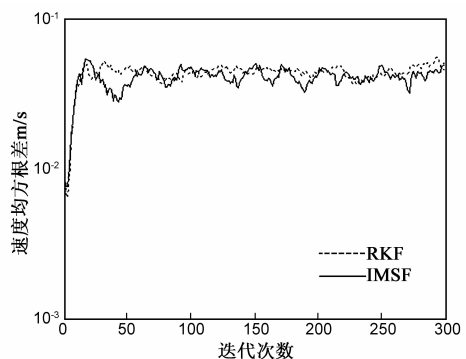


图2 平均速度误差曲线

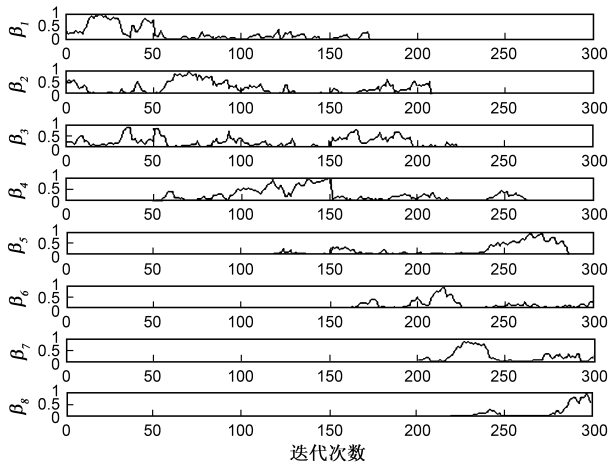


图3 接力卡尔曼滤波算法的传感器概率曲线

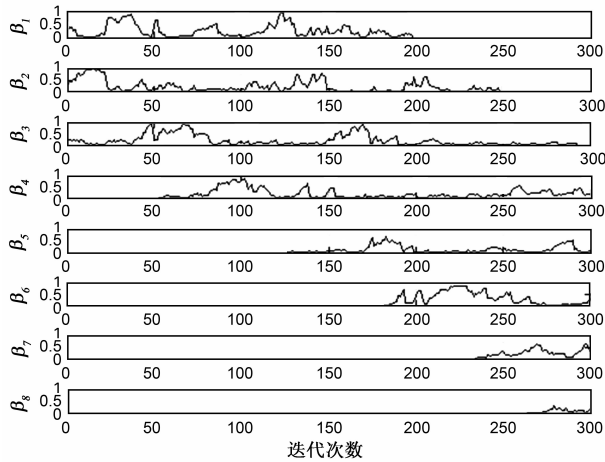


图4 多传感器交互滤波算法的传感器概率曲线

从传感器概率的角度看,图3描述了接力卡尔曼滤波算法在目标跟踪过程中传感器概率的变化情况,而图4给出了多传感器交互滤波算法在目标跟踪过程中传感器概率的变化情况,其中 β_i 表示第*i*节点的传感器概率。

在跟踪过程中,节点的传感器概率依次变化,表明所提两种算法的实现均借助于传感器节点之间的相互协作.对于同一传感器节点,对比图3和图4可知,多传感器交互滤波算法参与跟踪的时间要长于接力卡尔曼滤波算法.因此,与接力卡尔曼滤波算法相比,多传感器交互滤波算法中节点的协作性能更好。

表1 算法运行时间比较

	RKF	IMSF
运行时间/s	47.7304	68.6893

在 MATLAB 环境中,利用特定的函数可以测定所提算法运行时间,详见表1.从表1可知,在50次 Monte Carlo 实验的条件下,多传感器交互滤波算法的运行时间远大于接力卡尔曼滤波算法的.因此,多传感器交互

滤波算法具有较大计算复杂度。

6 结论

无线传感器网络中的目标跟踪过程能够被建模成为一个马尔可夫跳变系统.以此为基础根据贝叶斯理论设计接力卡尔曼滤波算法,重构新息方程,实现网络中连续的协作式跟踪.进而通过混合每次迭代状态和方差的初始值,提出了多传感器交互滤波算法.其性能优于接力卡尔曼滤波算法,却牺牲了算法的计算复杂度.从仿真实验可知,与接力卡尔曼滤波算法相比,多传感器交互滤波算法在平均位置误差和传感器概率两个方面具有较好的性能,却需要更长的计算时间。

参考文献

- [1] Vercauteren T, Wang X. Decentralized sigma-point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 53(8): 2997 - 3009.
- [2] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9): 1520 - 1533.
- [3] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filter with embedded consensus filters[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control [C]. Seville, Spain; IEEE, 2005. 8179 - 8184.
- [4] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering for sensor networks [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control [C]. New Orleans, USA; IEEE, 2007. 5492 - 5498.
- [5] Ahmad A, Gani M, Yang F. Decentralized robust Kalman filtering for uncertain stochastic system over heterogeneous sensor networks[J]. Signal Processing, 2008, 88(8): 1919 - 1928.
- [6] Ribeiro A, Giannakis G B, Roulmliotis 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.
- [7] Msechu E J, Roulmliotis S I, et al. Decentralized quantized kalman filtering with scalable communication cost[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3727 - 3741.
- [8] 王雪,王晟,马俊杰.分布式无线传感器网络的协作目标跟踪策略[J].电子学报,2007,35(5):942 - 945.
Wang X, Wang S, Ma J J. Collaborative target tracking strategy in distributed wireless sensor networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(5): 942 - 945. (in Chinese)
- [9] 潘吉彦,胡波,张建秋.抑制模板漂移的目标跟踪算法[J].电子学报,2009,37(3):622 - 627.
Pan J Y, Hu B, Zhang J Q. A template- drift-resistant object tracking algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 622 - 627. (in Chinese)

- [10] 陈桂忠,董利达. 基于位姿评估的无线传感器网络自主移动节点定位技术[J]. 电子学报, 2008, 36(2): 2428 – 2432.
Chen G Z, Dong L D. A novel localization algorithm for mobile sensor node[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(2): 2428 – 2432. (in Chinese)
- [11] Zhang L, Cheng Q, et al. Novel distributed sensor positioning system using the dual of target tracking[J]. IEEE Transactions on Computers, 2008, 57(2): 246 – 260.
- [12] Patwari N, Ash J, et al. Locating the nodes; cooperative localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 54 – 69.
- [13] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780 – 783.
- [14] Mazor E, Averbuch A, Bar-shalom Y, Dayan J. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1988, 34(1): 103 – 123.
- [15] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 536 – 557.

- [16] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking, Part V: Multiple-model methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255 – 1321.

作者简介



刘志刚 男, 1975 年 1 月出生, 河南新乡人. 现为东北大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为传感器网络、自适应信号处理.

E-mail: zliu@mail.neuq.edu.cn



汪晋宽 男, 1957 年 4 月出生, 辽宁沈阳人. 现为东北大学教授、博士生导师, 主要研究方向为工程优化、自适应信号处理等.