

文章编号: 1001-0920(2012)12-1912-05

一种基于局部搜索采样的粒子滤波检测前跟踪算法

梁新华, 梁彦, 潘泉, 杨峰

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

摘要: 针对一类状态部分可测系统粒子滤波检测前跟踪算法中高维采样效率低的问题, 提出一种基于局部搜索采样的粒子滤波器检测前跟踪算法. 该算法在后验状态更新之后, 在可测量估计值的附近, 对不可测量引入先验分布信息, 用少量粒子进行局部搜索采样, 提高了粒子采样效率. 仿真结果表明, 所提出算法获得了更好的检测和跟踪性能.

关键词: 状态部分可测; 检测前跟踪; 粒子滤波; 局部搜索采样; 红外弱目标

中图分类号: TP391

文献标志码: A

A particle filter track-before-detect algorithm based on local search sampling

LIANG Xin-hua, LIANG Yan, PAN Quan, YANG Feng

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China. Correspondent: LIANG Xin-hua, E-mail: plowliang@gmail.com)

Abstract: A particle filter track-before-detect based on local search sampling is proposed to deal with the low sampling efficiency in high-dimension state space for the particle filter track-before-detect in a class of state partially observable system. After the update of the posterior state, by using the prior distribution information of the unobservable components, a kind of local search sampling strategy is executed around the estimate of observable components by a small amount of particles, which improves the efficiency of state sampling for particles. Simulation results show that the new algorithm obtains better detection and tracking performance.

Key words: state partially observable; track-before-detect; particle filter; local search sampling; infrared dim target

1 引言

检测前跟踪(TBD)是相对传统先检测后跟踪的一种处理方法. TBD可以综合对信号和数据进行处理,或综合处理连续多帧/多次扫描的原始量测,同时宣布目标出现与航迹的形成^[1]. TBD可以更充分地利用量测信息,是处理低信噪比目标的有效途径.

在众多TBD方法中,基于粒子滤波(PF)的递归TBD方法是研究热点之一^[1]. 基于粒子滤波的TBD(PFTBD)最早是由Salmond等^[2]提出,由Ristic等^[1]对该算法的实现及其性能进行了详细的分析,并由Boers等^[3]完善了粒子检测理论. 后来,Rutten等^[4-5]在上述研究的基础上,提出一种更有效的PFTBD算法;而Maskell等^[6]提出一种分布式PFTBD的融合算法;Hlinomaz等^[7]则提出一种多速率多模型PFTBD算法.

国内学者在似然比检测^[8]、用粒子滤波的几个变种的改进PFTBD^[9-13]、机动目标^[14]、雷达应用^[11,15]以及多种方法的综合^[16]等方面做了大量研究,但大多都在Salmond算法架构下进行,且考虑算法效率较少.

本文针对一类PFTBD算法中,由于采样的维数较高以及状态部分可测等原因造成的粒子采样效能较差的问题,以Rutten的算法为基础,提出一种基于局部搜索采样的PFTBD算法. 其核心思想是在重采样过程后采用一小部分粒子在后验状态估计附近进行小区域搜索采样,即根据状态向量是否可测分别从后验状态分布和先验分布中采样,然后与常规采样粒子共同参与下一时刻状态估计,提高整体的采样有效性和多样性. 仿真结果表明,新算法获得了更好的检测与估计性能.

收稿日期: 2011-06-12; 修回日期: 2011-09-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61075029, 61074179); 航空科学基金项目(20090853013).

作者简介: 梁新华(1976—),男,博士生,从事目标检测与跟踪、信息融合等研究; 潘泉(1961—),男,教授,博士生导师,从事动态系统建模、多目标跟踪与识别等研究.

2 问题描述

2.1 目标模型

假设目标状态服从线性高斯匀速运动模型, 即

$$s_k = F s_{k-1} + V_k, \quad (1)$$

其中 V_k 为零均值高斯过程噪声, 方差为 Q . 目标状态向量为 5 维, 包括 x 和 y 方向的位置、速度、目标强度, 即

$$s_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k \ I_k]^T. \quad (2)$$

状态转移矩阵

$$F = \begin{bmatrix} F_s & 0 & 0 \\ 0 & F_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad F_s = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

过程噪声协方差

$$Q = \begin{bmatrix} Q_s & 0 & 0 \\ 0 & Q_s & 0 \\ 0 & 0 & q_2 T \end{bmatrix}, \quad Q_s = q_1 \begin{bmatrix} \frac{T^3}{2} & \frac{T^2}{2} \\ \frac{3}{2} & T \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中: T 为采样周期, q_1 为加速度噪声的功率谱密度, q_2 为目标回波强度噪声的功率谱密度. 时刻 k 目标是否存在于观测区域内, 以目标存在性变量 E_k 描述. 其建模为一个二态 Markov 链, 即 $E_k \in \{0, 1\}$, 其中 $E_k = 0$ 表示目标不存在, $E_k = 1$ 表示目标存在. 定义目标的出现概率和消失概率分别为

$$P_b = P\{E_k = 1 | E_{k-1} = 0\}, \quad (5)$$

$$P_d = P\{E_k = 0 | E_{k-1} = 1\}, \quad (6)$$

则概率转移矩阵为

$$\Pi = \begin{bmatrix} 1 - P_d & P_b \\ P_d & 1 - P_b \end{bmatrix}. \quad (7)$$

2.2 观测模型

这里的观测模型是广为采用的凝视型红外传感器观测模型^[1-2, 5]. 传感器信号处理后为序列图像, 每一帧图像为 $n_{\text{pixel}} \times m_{\text{pixel}}$, 每个像素对应一个大小为 $\Delta_x \times \Delta_y$ 的矩形区域, 时刻 k 的量测为图像每个像素单元的强度. 像素单元 $(i, j) (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m)$ 的量测强度为

$$z_k^{(i,j)} = \begin{cases} h^{(i,j)}(s_k) + W_k^{(i,j)}, & E_k^{(i,j)} = 1; \\ W_k^{(i,j)}, & E_k^{(i,j)} = 0. \end{cases} \quad (8)$$

其中: $h^{(i,j)}(s_k)$ 为目标对像素单元 (i, j) 处强度的贡献程度; $W_k^{(i,j)}$ 为像素单元 (i, j) 处的观测噪声, 假设在像素与像素之间以及帧与帧之间都相互独立, 且 $W_k^{(i,j)} \sim N(0, \sigma^2)$. 在时刻 k 完整的量测表示为 $z_k = \{z_k^{(i,j)} | i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$, 而在时刻 k 所有量测的集合为 $Z_k = \{z_1, \dots, z_k\}$. 通常 $h^{(i,j)}(s_k)$ 依赖于传感器的点扩展函数, 强度为 I_k 的点目标对像素点 (i, j) 的强度近似为

$$h^{(i,j)}(s_k) = \frac{\Delta_x \Delta_y I_k}{2\pi \Sigma^2} \exp\left(-\frac{(x_k - i\Delta_x)^2 + (y_k - j\Delta_y)^2}{2\Sigma^2}\right), \quad (9)$$

其中 Σ 为红外传感器模糊系数.

3 基于局部搜索采样的 PFTBD 算法

如式 (2) 所示, PFTBD 需要从 5 维状态空间采样. 由于采样维数较高, 要达到一定的检测和估计要求, 所需的粒子数目较多. 注意到, 由式 (1) 和 (8) 构成的观测系统是一个状态部分可测系统, 即状态部分分量对量测没有直接贡献, 这一特点决定其不同分量的估计过程具有不同的特性, 而其采样的动态特性也将不同. 比如当前速度不能从当前量测中直接估计得到, 不管采用任何估计器, 其本质上都是由位置估计差分所得. 目标位置和强度的估计较早接近真值, 精度相对较高, 其采样能较早地聚集在目标真值附近; 而速度等的采样聚集在真值附近较晚, 精度较低. 在粒子状态演化过程中, 前者一些较好的采样有可能由于后者的采样较差而被浪费, 由此导致在前述两种 PFTBD 算法中通常的采样策略效率都比较低, 计算量较大.

针对这个问题, 本文认为可以在重采样后综合利用后验信息和先验信息, 用一小部分粒子在后验状态估计附近进行一种加窗搜索采样, 以提高粒子捕获目标真实状态的能力. 具体方法是, 位置和强度在其状态估计值附近采样, 以保证较好的聚集性, 而速度等从先验密度中采样, 以保证分散覆盖可能的所有情况; 然后与其他连续粒子组合成新的连续粒子集, 协同参与下一时刻的检测与估计过程, 这样可提高整体的采样有效性和多样性, 进而提高整体检测概率和估计精度. 局部搜索采样在前述两种 PFTBD 架构下都可以实现, 图 1 给出了在 Rutten 算法架构下基于局部搜索采样的 PFTBD 框图, 虚线框内为新增的采样策略.

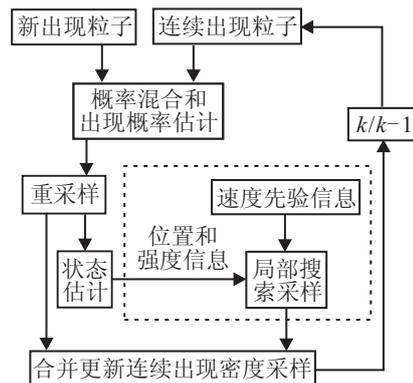


图 1 局部搜索采样 PFTBD 算法框图

下面给出本文提出的基于局部搜索采样 PFTBD (LSS-PFTBD) 算法, 具体步骤如下.

假设目标在初始时刻的存在概率为 \hat{P}_0 , 并已知任意随机 N_{c1} 个初始连续采样粒子 $\{s_0^i | i = 1, 2, \dots, N_{c1}\}$.

1) 产生 N_b 个新出现粒子采样, 新出现密度建议分布的选取可参看文献[5], 然后计算每一个粒子的非归一化权重和归一化权重.

2) 由系统动态方程(1)产生 N_c 个连续粒子, 计算非归一化权重和归一化权重.

3) 根据粒子权重计算混合概率.

4) 根据混合概率更新两组粒子的权重.

5) 合并 $N_c + N_b$ 个粒子, 从中重采样得到 N_{c1} 个粒子, 由其估计状态.

6) 通过非归一化权重计算存在概率 \hat{P}_k .

7) 结合后验信息和先验信息产生少量 N_{c2} 个连续粒子, 并合并 N_{c1} 和 N_{c2} 组成当前时刻的连续粒子集 N_c . 对于匀速运动目标, 局部搜索采样如下:

$$x_k^{(c2)i} = \hat{x}_{k|k}, \quad (10)$$

$$y_k^{(c2)i} = \hat{y}_{k|k}, \quad (11)$$

$$I_k^{(c2)i} = \hat{I}_{k|k}, \quad (12)$$

$$\dot{x}_k^{(c2)i} \sim \mu(\dot{x}_{\min}, \dot{x}_{\max}), \quad (13)$$

$$\dot{y}_k^{(c2)i} \sim \mu(\dot{y}_{\min}, \dot{y}_{\max}). \quad (14)$$

本文的改进算法以小部分连续粒子在后验状态更新之后, 综合利用后验和先验信息进行局部搜索采样以增加采样的多样性和有效性, 提高捕获目标的概率. 需要指出的是, 这种采样策略与 TBD 问题的多模特性和状态部分可测系统的特殊性有关. 新的算法复杂度增加较小, 算法效率有较大提升.

4 仿真实验和结果

以一个 2 维平面内的单个目标场景来比较两种算法的性能. 原 PFTBD 算法和本文改进算法采用相同的参数, 设置观测噪声方差得到不同的信噪比. $N_c = N_b$, 原算法的总粒子数目 $N = 2000$, 改进算法的粒子数分别为 $N = 2000$ 和 $N = 600$, 依次在 1~9 dB 下各做 3000 次仿真. 其他参数设定如下:

分辨单元数目 $n \times m = 20 \times 20$, 分辨单元大小 $\Delta x = \Delta y = 1$, 模糊系数 $\Sigma = 0.7$, 状态转移概率 $P_b = P_d = 0.05$, 起始目标存在概率 $P_0 = 0.05$. 匀速运动的单个目标, 扫描间隔 $T = 1$, 模型噪声水平 $q_1 = 0.001$, $q_2 = 0.01$. 目标出现在 7 时刻, 消失在 22 时刻, 目标存在时间长度为 16 个时刻, 总观测时间长度为 30 个时刻. 目标初始强度 $I_0 = 20$, 其初始状态为 $s_7 = [4.2 \ 0.45 \ 7.2 \ 0.25 \ 20]^T$. 新出现粒子位置采样分布为所有分辨单元内均匀采样, 其他采样分布为 $\dot{x}_k^{(b)} \sim \mu(-1, 1)$, $\dot{y}_k^{(b)} \sim \mu(-1, 1)$ 和 $I_k^{(b)} \sim \mu(10, 30)$. 局

部搜索采样的粒子数占比参数 $\lambda = N_{c2}/N_c = 0.1$, 重采样为系统重采样.

下面给出在 SNR = 6 dB 下的结果. 多次仿真平均意义下的目标存在概率曲线如图 2 所示, 图 3 给出了不同虚警概率下的检测概率, 即 ROC (receiver operating characteristic) 曲线.

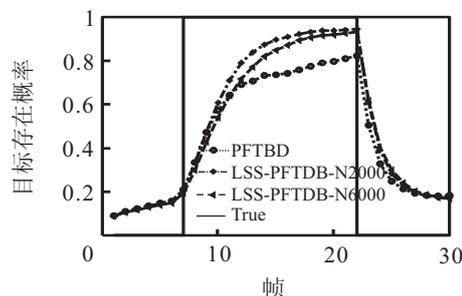


图 2 目标存在概率估计

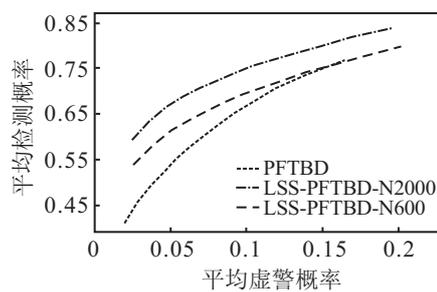


图 3 检测性能 ROC 曲线

由图 2 和图 3 可以看出, 改进算法较原算法获得了更高的出现概率估计和检测概率, 改进算法在 $N = 600$ 时的性能仍然略高于原算法.

图 4~图 6 分别为位置、速度和强度估计的均方根误差 (RMSE) 随时间变化曲线. 总体上, 在中高信噪比下, 本文改进算法的优势十分明显, 特别对于位置和强度估计而言更是如此; 而随着信噪比的降低, 两种算法状态各分量估计的误差下降都变慢, 改进算法的优势逐渐变小. 对于速度估计误差 $RMSE_v$, 由于一部分粒子的速度从先验分布中采样, 保证了粒子在位置和强度方面较强的维持能力, 但对于真实速度有一定干扰, 在刚出现时, 速度估计误差 $RMSE_v$ 反而较原算法高. 特别是在较低信噪比时, 存在大量与真实量测相似的虚假量测, 位置和强度采样的聚集也变慢,

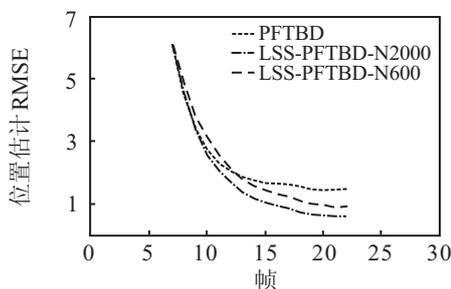


图 4 位置估计误差

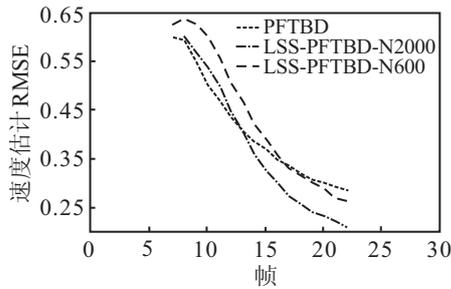


图 5 速度估计误差

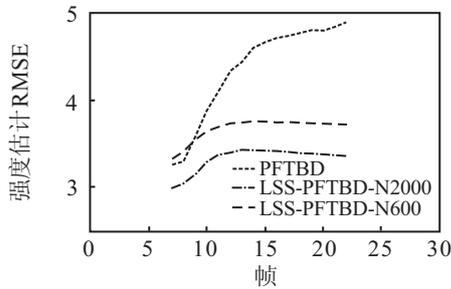


图 6 强度估计误差

精度变低, 此时速度的估计必然受到影响. 一段时间之后, 位置和强度的估计较为精确时, 速度估计误差 $RMSE_v$ 会较原算法迅速下降. 除此之外, 局部搜索采样对整体检测和其余分量估计都是有利的.

图 7 还给出了原算法和改进算法在 1~9 dB 下的平均检测概率 (P_D) 对比曲线, 这里固定虚警概率 (P_F) 为 0.05. 从图 7 可以看出, 在 4 dB 以上时计算量相差不大的情况下, LSS-PFTBD 相对原算法可以获得 1 dB 左右的增益, 而 LSS-PFTBD 在 $N = 600$ 可以相对原算法在 $N = 2000$ 时获得 0.5 dB 左右的增益. 但是, 随着信噪比的降低 (如 3 dB 以下) 通过增加粒子数和改进采样, 检测与估计性能的提升效率也逐渐变小.

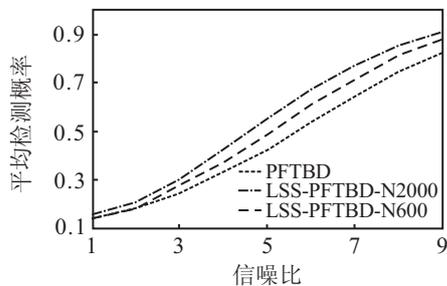


图 7 不同信噪比下的检测性能

在 LSS-PFTBD 算法中, 占比参数 λ 对算法的检测估计性能和实时性都有一定影响. 表 1 和表 2 给出了 $SNR = 6$ dB 时原算法和 LSS-PFTBD 算法分别在不同的 λ 值和 N 值下的检测概率 P_D (固定 $P_F = 0.05$)、速度平均误差 \overline{RMSE}_v 和单次平均运行时间 \bar{t} . 从理论上讲, 可测量量的估计质量主要取决于常规采样粒子, 而局部搜索采样粒子主要是维持检测跟踪, 所以局部搜索采样粒子数目不能太大.

表 1 $N = 2000, P_F = 0.05$ 时检测估计性能与计算时间 \bar{t}

N/λ	PFTBD		LSS-PFTBD		
	$N = 2000$	$N = 2000$	$N = 2000$	$N = 2000$	$N = 600$
	$\lambda = 0$	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.3$	$\lambda = 0.5$	$\lambda = 0.1$
P_D	0.5399	0.6754	0.6780	0.6694	0.6249
\overline{RMSE}_v	0.3970	0.3696	0.4307	0.4814	0.4256
$\bar{t}(s)$	0.6117	0.6249	0.6283	0.6274	0.1924

表 2 $N = 4000, P_F = 0.05$ 时检测估计性能与计算时间 \bar{t}

N/λ	PFTBD		LSS-PFTBD		
	$N = 4000$	$N = 4000$	$N = 4000$	$N = 4000$	$N = 1200$
	$\lambda = 0$	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.3$	$\lambda = 0.5$	$\lambda = 0.1$
P_D	0.6055	0.6971	0.6947	0.6835	0.6589
\overline{RMSE}_v	0.3371	0.3366	0.4181	0.4712	0.3902
$\bar{t}(s)$	1.1260	1.1565	1.2418	1.2367	0.3502

从表 1 和表 2 中可以看出, 在相同粒子数下, $\lambda = 0.1$ 时的检测和估计性能较佳, λ 较大时, 检测性能会下降, 速度估计误差增加较快, 这与前述对于图 5 的分析结论相吻合. 从实时性看, λ 较小时, 常规采样粒子数目减少数目不多, 重采样时间减少较少, 而局部搜索采样会增加计算量, 整体计算量略有上升, 大约为 2%~6%; λ 较大时 (比如接近 0.5 时), 重采样时间减少相对较多, 整体计算量开始下降 (算法性能开始下降很快), 可见重采样在算法中所占的时间比重较大, 这与普通粒子滤波估计中情形相似. 总之, λ 太小, 算法提升性能不明显; 在 0.1 附近时给定性能指标 LSS-PFTBD 可以节省 2/3 左右的计算量.

5 结 论

针对一类部分可测系统的 PFTBD 算法粒子采样效能差的问题, 提出了一种局部搜索采样方法并用于 PFTBD 问题中. 局部搜索采样 LSS-PFTBD 算法较 PFTBD 的算法性能获得较大的提升, 其还可以与各种 PF 的变种进行结合以进一步提升 PFTBD 的性能. 但是, 在很低信噪比例如 3 dB 以下, PFTBD 的性能提升仍然较为困难. 未来的研究将包括多目标、机动目标 TBD 问题以及各种 TBD 方法的综合等.

参考文献(References)

- [1] Ristic B, Arulampalam S, Gordon N. Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications[M]. Boston-London: Artech House, 2004: 239-259.
- [2] Salmond D J, Birch H. A particle filter for track-before-detect[C]. Proc of American Control Conf. Arlington, 2001: 3755-3760.
- [3] Boers Y, Driessen J N. Particle filter based detection for tracking[C]. Proc of American Control Conf. Arlington, 2001: 4393-4397.
- [4] Rutten M G, Gordon N J, Maskell S. Particle-based track-before-detect in Rayleigh noise[C]. Proc of Signal and Data

- Processing of Small Targets. Orlando FL, 2004, 5428: 509-519.
- [5] Rutten M G, Ristic B, Gordon N J. A comparison of particle filters for recursive track before detect[C]. Proc of the 8th Int Conf on Information Fusion. Piscataway: IEEE Press, 2005: 169-175.
- [6] Maskell S R, Weekes K R, Briers M. Distributed tracking of stealthy targets using particle filters[C]. Proc of IEE Seminar on Target Tracking: Algorithms and Applications. Birmingham, 2006: 11-20.
- [7] Hlinomaz Peter, Hong Lang. A multi-rate multiple model track before detect particle filter[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2009, 49(1/2): 146-162.
- [8] 龚亚信, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于粒子滤波的弱目标检测前跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12): 2143-2148.
(Gong Y X, Yang H W, Hu W D, et al. Particle filter based track-before-detect algorithm for weak targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(12): 2143-2148.)
- [9] 胡洪涛, 敬忠良, 胡士强. 基于辅助粒子滤波的红外小目标检测前跟踪算法[J]. 控制与决策, 2005, 20(11): 1208-1211.
(Hu H T, Jing Z L, Hu S Q. Auxiliary particle filter solution to track before detect for small infrared target[J]. Control and Decision, 2005, 20(11): 1208-1211.)
- [10] 赵志国, 王首勇, 同伟. 基于重采样平滑粒子滤波的检测前跟踪[J]. 空军雷达学院学报, 2008, 22(1): 25-28.
(Zhao Z G, Wang S Y, Tong W. Track-before-detection based on resampling smoothing particle filter[J]. J of Air Force Radar Academy, 2008, 22(1): 25-28.)
- [11] Su H T, Wu T P, Liu H W, et al. Rao-blackwellised particle filter based track before detect algorithm[J]. IET Signal Processing, 2008, 2(2): 169-176.
- [12] Li Cuiyun, Ji Hongbing. Marginalized particle filter based track-before-detect algorithm for small dim infrared target[C]. Proc of the 2009 Int Conf on Artificial Intelligence and Computational Intelligence. Shanghai, 2009: 321-325.
- [13] 吴孙勇, 廖桂生, 杨志伟, 等. 粒子滤波的检测前跟踪改进算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1843-1847.
(Wu S Y, Liao G S, Yang Z W, et al. Improved track-before-detect algorithm based on particle filter[J]. Control and Decision, 2010, 25(12): 1843-1847.)
- [14] 黄大羽, 薛安克, 郭云飞. 一种基于MMPF-TB的机动弱目标检测方法[J]. 光电工程, 2009, 36(11): 29-34.
(Huang D Y, Xue A K, Guo Y F. An MMPF-TBD algorithm for maneuvering weak target detection[J]. Opto-Electronic Engineering, 2009, 36(11): 29-34.)
- [15] Wu Z, Su T. Radar target detect using particle filter[C]. Proc of IEEE Int Radar Conf 2010. Washington DC, 2010: 955-958.
- [16] Ji Qingbo, Yang Yang. The arithmetic of tracking before detecting of dim infrared targets based on particle filter[C]. Proc of 2nd Asia Pacific Conf on Postgraduate Research in Microelectronics and Electronics(Prime Asia 2010). Shanghai, 2010: 229-234.

(上接第1911页)

- [8] 俞立. 鲁棒控制——线性矩阵不等式处理方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 42-45.
(Yu L. Robust control — LMI method[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 42-45.)
- [9] Chen W H. Nonlinear disturbance observer enhanced dynamic inversion control of missiles[J]. J of Guidance Control and Dynamics, 2003, 26(1): 161-166.
- [10] 江琼, 陈怀民, 吴佳楠. H_∞ 鲁棒控制与PID控制相结合的无人机飞行控制研究[J]. 宇航学报, 2006, 27(2): 192-195.
(Jiang Q, Chen H M, Wu J N. Research on UAV flight control based on PID control and H_∞ robust control[J]. J of Astronautics, 2006, 27(2): 192-195.)
- [11] 段镇, 闫建国, 董维中. 无人机侧向运动 H_∞ 控制器设计及仿真[J]. 计算机测量与控制, 2008, 16(6): 802-805.
(Duan Z, Yan J G, Dong W Z. Lateral motion H_∞ controller's design and simulation of UAV[J]. Computer Measurement and Control, 2008, 16(6): 802-805.)
- [12] 刘成功, 杨忠, 樊琼剑. 基于CMAC的无人机紧密编队飞行控制研究[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(7): 37-40.
(Liu C G, Yang Z, Fan Q J. Research on multi-UAVs close formation flight control based on CMAC[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2009, 28(7): 37-40.)