

目标跟踪的自适应双重采样粒子滤波算法

白笛 张冰 朱志宇

(江苏科技大学电子信息学院 镇江 212003)

摘要 针对传统粒子滤波存在的粒子退化、贫化问题及粒子集个数不能自适应改变带来的滤波精度和收敛速度下降的问题,提出一种基于双重采样的自适应粒子滤波算法。该算法首先利用观测新息来确定重采样粒子分布方案,然后在首次重采样基础上,采用粒子交叉聚合算法进行二次重采样,提高了粒子的使用效率,避免了由于使用过多粒子而增加计算量的问题。基于DR/GPS的实验仿真结果表明,与传统的PF算法相比,该算法有效提高了滤波精度和稳定性。

关键词 双重采样,粒子滤波,新息,自适应,目标跟踪

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Adaptive Double-resampling Particle Filter Algorithm for Target Tracking

BAI Di ZHANG Bing ZHU Zhi-yu

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

Abstract Aiming at the problem that particle filter has particle degradation and depletion and the number of particle set is not adaptive to improve filtering accuracy and convergence rate, this paper proposed a adaptive double-resampling particle filter algorithm. This approach can solve the problems mentioned above. The algorithm first uses the observation innovation to determine the resampling of the particle distribution program, then conducts a re-sampling on the basis of the initial resampling. The second sparse resampling reduces the number of particles for updating using a particle merging technique. This can improve efficiency in the use of the particles, and avoid the use of excessive particles and increase the amount of calculation. The simulation results based on the DR / GPS show that compared with the traditional PF algorithm, the algorithm is effective to improve the filtering accuracy and stability.

Keywords Double-resampling, Particle filter, Innovation, Adaptive, Target tracking

1 引言

粒子滤波器利用带权重的粒子集描述状态量的概率分布,用 Monte Carlo 方法来实现递推贝叶斯滤波(Bayesian filter, BF),是一种有效的非线性非高斯系统次优预估方法,在目标跟踪领域获得了成功的应用^[1-3]。但是为了正确近似后验概率密度,往往需要大量的采样。而大量的粒子优化更新运算导致算法运行效率低是粒子滤波器主要的不足。

提高粒子滤波效率最直接有效的方法是在满足滤波器有效性的前提下,自适应调整粒子集规模,使滤波精度和运算速度合理兼容。而事实上粒子滤波由于存在粒子退化及贫化问题,使得有效粒子数过少,往往引起概率分布描述能力不足、滤波器过早收敛等问题,以致滤波失败。FOX^[4]提出一种KLD(Kullback-Leibler Distance)采样方法,用以计算后验概率分布与粒子集最大似然概率分布之间的K-L距离,实现了粒子集的自适应调整。另外一些粒子集自适应调整研究^[5]提出减少需采样粒子数,但是也没有考虑粒子空间分布的合理性。

目前主要的研究思路是提高粒子集的微观能力和自适应调整能力^[4]。为此,本文在总结分析大量文献的基础上,提出一种双重采样的自适应粒子滤波算法。该算法首先定义目标状态的最新观测值和预测结果的残差为当前的观测新息。利用观测新息反映目标预测的准确程度和系统的不确定性之间的关系,根据观测新息估计系统噪声方差,确定采样的提议分布^[6-9]。在预测准确的情况下,使用少量的粒子就可以获得准确的密度估计;当目标运动变化较大时,采用较多的采样来保证准确跟踪。即:第一层基于观测新息控制粒子数重采样,以增强粒子集预测能力;第二层粒子稀疏化聚合重采样,基于粒子空间分布控制粒子集规模,实现粒子集规模与粒子空间规模的一致性,采样方法具有空间分布合理性。仿真实验表明,该双重采样方法动态平衡了预测阶段粒子的多样性和更新阶段粒子集的规模,在保持粒子滤波精度的前提下,有效减小了粒子滤波的计算量。

2 基于观测新息的重采样分布方案

考虑如下的非线性动态离散系统为:

到稿日期:2012-06-04 返修日期:2012-08-13 本文受国家自然科学基金项目(61075028)资助。

白笛(1985-),女,硕士生,主要研究方向为目标跟踪及非线性系统滤波,E-mail:baidi2010@126.com;张冰教授,主要研究方向为智能信号处理与船舶运动控制;朱志宇教授,主要研究方向为非线性系统滤波与智能控制。

$$\begin{cases} x_{t+1} = f_t(x_t, w_t) \\ z_t = h_t(x_t, v_t) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $x_t \in R^n$ 为 t 时刻的 n 维状态向量, $z_t \in R^m$ 为 m 维观测向量, w_t 和 v_t 分别为系统噪声和观测噪声, 其方差服从 $\begin{bmatrix} (\sigma_x')^2 \\ (\sigma_z')^2 \end{bmatrix}$ 分布。

令 $\hat{x}_t$ 和 x_t^p 分别为第 t 步中估计和预测的状态值, 则 $e' = \hat{x}_t - x_t^p$ 为当前时刻的观测新息。假设状态量 x_t 预测比较准确, 则 σ_x 应较小, 新的采样应位于预测区域的较小邻域; 而当 x_t 预测不准确时, σ_x 则应取较大值, 使采样的分布范围足够大, 以包含真实的目标状态。从而, 系统噪声方差可以表示为:

$$\sigma_x = \begin{cases} \min(e', \sigma_{\max}), & \text{if } e' \geq \sigma_x^{-1} \\ \max(\alpha e'^{-1}, e', \sigma_{\min}), & \text{if } e' < \sigma_x^{-1} \end{cases} \quad (2)$$

为了避免系统噪声太小而导致粒子贫乏现象, 设置系统噪声方差的下限为 $\sigma_{\min}$, $\sigma_{\max}$ 表示系统最大噪声方差。为了避免估计误差使系统噪声快速减小, 采用了衰减因子 α 来控制噪声方差的减小速度, 在实验中取 $\alpha = 0.9$ 。

粒子的数量和系统噪声相关, 当系统噪声较小时, 用少量的粒子就可以近似目标的分布, 当噪声较大时, 粒子的采样范围扩大, 应增加粒子的数量。采用 Sigmoid 函数表示上述粒子数量和不确定性测度的关系。

$$N_t = N_{\min} + (N_{\max} - N_{\min}) \left(\frac{2}{1 + \exp(-\beta(r_t - r_{\min}))} - 1 \right) \quad (3)$$

式中, $N_{\min}$ 和 $N_{\max}$ 分别为最小和最大粒子数。目标状态 t 时刻的不确定性测度 $r_t = \sigma_x \sigma_y$ 根据状态的协方差估计。不确定性测度的下限 $r_{\min} = \sigma_x \min \sigma_y$, $\beta = 0.01$ 为控制系数。

3 基于双重采样的自适应粒子滤波算法

3.1 粒子稀疏化聚合重采样

当目标运动变化较大或者载体周围环境变化时, 需要较多的采样来保证滤波的有效性, 此时粒子的空间分布也呈聚簇趋势。这时粒子的空间区分度显得“冗余”而造成粒子集权值更新耗费过多的计算资源。对此本文在粒子集进行权值更新之前, 基于粒子空间尺度网格划分对粒子加权聚合, 以缩减粒子集规模, 这称为粒子稀疏化聚合重采样^[10]。

首先给出划分状态空间网格的定义:

定义 1 若将 n 维空间 S 的第 i 维成分成长度相等的 m_i 个左闭右开区间, 则将整个空间 S 划分为 $m_1 \times m_2 \times \dots \times m_n$ 个不相交的 n 维网格 g_n 。

定义 2 用空间上隶属于网格单元 g_i 内的样本粒子数表示 g_i 的网格密度, 记为 $den(g_i)$ 。当 $den(g_i) = 0$ 时, 称 g_i 为空; 否则称 g_i 非空。

当前网格及其 $l(l < n)$ 维方向上的相邻网格, 组成一个网格对应的 3^l 规模的网格集 (合), 本文对网格集相关变量采用 “#” 标记, 网格 g_i 对应的 k 维网格集记为 $\#g_i^k$ 。 $l = n$ 时, 称 $\#g_i^l$ 为全维网格集; $l < n$ 时, 称 $\#g_i^l$ 为不全维网格集。基于粒子权重, 将单位空间内的全部粒子加权平均, 得到一个“聚合粒子”, 该单位空间称为聚合单元。以网格集作为聚合单元实现的粒子聚合方法称为交叉聚合^[10]。

3.2 粒子交叉聚合

假设粒子分布在被划分的 k 个非空网格单元内。含有 N_k 个粒子的网格单元可描述为 $g_k: \{\omega_k^i, x_k^i | i = 1, 2, \dots, N_k\}$, 其中 $k = 1, 2, \dots, K$, x_k^i 表示粒子的状态, ω_k^i 表示粒子的权重。对应的 l 维网格集 $\#g_k^l: \{x_k^i, \omega_k^i | i = 1, 2, \dots, \#N_k\}$, $\#N_k$ 为聚合单元 $\#g_k^l$ 中包含的粒子数。

以网格集作为聚合单元, 聚合单元内的全部粒子加权合并, 得到中心网格的“聚合粒子”, 聚合方程式如下:

$$\begin{cases} \hat{x}_t^k = \frac{\sum_{i=1}^{\#N_k^l} x_k^i \omega_k^i}{\sum_{i=1}^{\#N_k^l} \omega_k^i} \\ \hat{\omega}_t^k = \frac{\sum_{i=1}^{\#N_k^l} \omega_k^i}{3^l} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $(\hat{x}_t^k, \hat{\omega}_t^k)$ 表示第 k 个网格对应的聚合粒子。聚合实现粒子集规模与粒子空间规模的一致。聚合粒子空间分布上表现了高权重的粒子影响更大, 具有计算资源按粒子权重分配的合理性。每个粒子平均加权到 3^l 个聚合粒子 (l 为空间的维数), 在一定程度上平均了粒子分布, 有效地缓解了权值过于集中到单个粒子引起的权值退化问题。这样不会摒弃小权值粒子, 可以避免基于粒子权重采样引起的粒子多样性缺乏现象, 有效地减少了权值过于集中的问题。

3.3 自适应双重采样粒子滤波算法步骤

下面结合粒子交叉聚合算法, 给出自适应双重采样粒子滤波算法的具体步骤。

(1) 初始化

根据先验分布 $p(x_0)$ 初始化采样集 $\{x_0^i\}_{i=1}^{N_0}$, 并令粒子权值:

$$\omega_0^i = \frac{1}{N_n}, i = 1, \dots, N_0, t = 1$$

(2) 采样

根据采样权值 ω_{t-1}^i , 从采样集 $\{x_{t-1}^i\}_{i=1}^{N_{t-1}}$ 中选择 N_t 个采样, 得到一组新的采样集 $\{\hat{x}_{t-1}^i\}_{i=1}^{N_t}$ 。

(3) 更新权值

1) 由采样集 $\{\hat{x}_{t-1}^i\}_{i=1}^{N_t}$ 中的每一个采样根据状态转移方程计算新的采样:

$$x_t^i = \hat{x}_{t-1}^i + \omega_t, i = 1, \dots, N_t$$

2) 令第 i 个采样的权值为其对应的候选项 O_i 的置信度, 即 $\omega_t^i = g(O_i, \Omega)$ 。归一化权值。

(4) 双重采样

根据网格规模 L , 划分状态网格子空间: $\{g_k | k = 1, 2, \dots, K_t\}$, 并计算网格密度;

1) 参考进行粒子稀疏化聚合重采样, 根据式 (4) 生成聚合粒子集。

$$\hat{S}_t = \{\hat{x}_t^k, \hat{\omega}_t^k\}_{k=1, 2, \dots, N_t}$$

2) 按更新模型 $p(o_t | x_t)$ 更新聚合粒子权值 $\omega_t^k |_{k=1, 2, \dots, N_t}$ 。

3) 粒子权值 ω_t^i 归一化。

(5) 估计目标状态:

$$\hat{x}_t = \sum_{i=1}^N \omega_t^i x_t^i$$

(6) 计算预测状态:

$$x_t^p = \sum_{i=1}^{N_t} s_t^i$$

(7) 计算观测新息: $e' = x_t - x_t^p$

(8) 根据式(3)更新采样数 N_{t+1} 。

(9) 返回步骤(2), 直到跟踪结束。

图 1 为算法结构图。

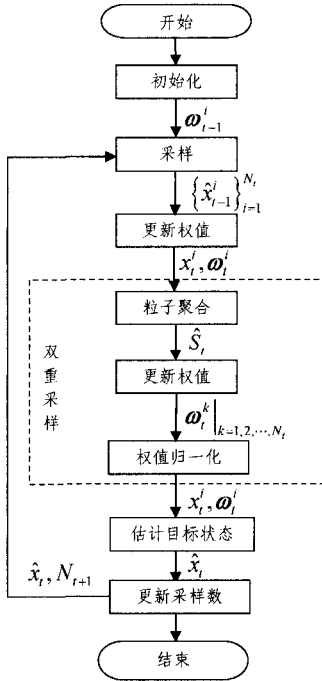


图 1 算法结构图

4 仿真实验及分析

4.1 DR/GPS 组合系统模型建立

以 DR/GPS 组合导航系统为例进行仿真, 建立 DR/GPS 组合导航系统模型:

$$\begin{cases} X_t = \phi_{t,t-1} X_{t-1} + W_t \\ Z_t = h(X_t) + V_t \end{cases} \quad (5)$$

其中状态转移矩阵、观测矩阵及噪声矩阵分别为:

$$\phi_{t,t-1} = \text{diag}[F_e, F_n] \quad (6)$$

$$F_e = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + \alpha_e T + e^{-\alpha_e T}) \alpha_e^{-2} \\ 0 & 1 & (1 + e^{-\alpha_e T}) \alpha_e^{-1} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_e T} \end{bmatrix}$$

$$F_n = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + \alpha_n T + e^{-\alpha_n T}) \alpha_n^{-2} \\ 0 & 1 & (1 + e^{-\alpha_n T}) \alpha_n^{-1} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_n T} \end{bmatrix}$$

$$h(X_t) = \begin{bmatrix} x_e & x_n & \frac{v_n a_e - v_e a_n}{v_e^2 + v_n^2} & T \sqrt{v_e^2 + v_n^2} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

$$W_t = [0 \quad 0 \quad w_e \quad 0 \quad 0 \quad w_n]^T$$

$$V_t = [v_1 \quad v_2 \quad v_3 \quad v_4]^T$$

其中, $\alpha_e = 1/\tau_e$, $\alpha_n = 1/\tau_n$, τ_e 、 τ_n 分别为目标东向及北向机动加速度的相关时间常数; w_e 、 w_n 分别为满足 $N(0, \sigma_e^2)$ 及 $N(0, \sigma_n^2)$ 分布的白噪声序列; v_1 、 v_2 分别是 GPS 接收机输出的东向位置和北向位置的观测噪声, 可近似为 $(0, \sigma_e^2)$ 、 $(0, \sigma_n^2)$ 的高斯白噪声; v_3 为陀螺的漂移, 可近似为 $(0, \sigma_e^2)$ 的高斯白噪声; v_4 为里程计的观测噪声, 根据实际情况假定为非高斯的情况, 对应的噪声分布情况如图 2 所示, 其似然概率密度函数可

近似为式(8):

$$p(z_t | x_t) = \frac{1}{2} \exp\left[-\frac{1}{2} (z_t - h(x_{t|t-1}) - \bar{n})^T R^{-1} (z_t - h(x_{t|t-1}) - \bar{n})\right] + \frac{1}{2} \exp\left[-\frac{1}{2} (z_t - h(x_{t|t-1}) + \bar{n})^T R^{-1} (z_t - h(x_{t|t-1}) + \bar{n})\right] \quad (8)$$

4.2 仿真实验及结果分析

为了分析所提算法的性能, 本文采用 Matlab 开发语言, 以 DR/GPS 组合导航系统为平台进行了仿真实验。

仿真初始条件和有关参数为:

$$T = 1\text{s}; \sigma_e^2 = \sigma_n^2 = (0.3\text{m/s}^2)^2; a_e = a_n = 1;$$

$$\sigma_1^2 = (15\text{m})^2; \sigma_2^2 = (16\text{m})^2; \sigma_3^2 = (0.3\text{m/s}^2)^2;$$

初始状态值、初始状态误差方差阵、初始过程噪声和量测噪声方差矩阵分别为:

$$x_0 = [0 \quad 0.1 \quad 0 \quad 0 \quad 0.1 \quad 0]^T$$

$$P_0 = \text{diag}[100, 1, 0.04, 100, 1, 0.04]$$

$$R_0 = \text{diag}(15^2, 16^2, 0.005^2, 0.7^2)$$

$$Q_0 = \text{diag}(0.1^2, 0.5^2, 0.3^2, 0.1^2, 0.5^2, 0.3^2)$$

仿真时间设定为 400s。为验证在不同噪声情况下本文所提算法的有效性, 仿真过程中, 假定载体在 150s~250s 时间内做东向、北向加速度均为 $3\sin(t/10)\text{m/s}^2$ 的变加速度运动, 此时过程噪声方差不变, 均值扩大为原来的 5 倍; 在 250~400s 时间内, 载体做东向、北向加速度均为 2m/s^2 的匀加速运动, 此时将观测噪声协方差扩大为初始值的 3 倍, 以增大观测噪声。

根据上述仿真条件, 分别利用 PF 和本文提出的 APF 算法进行仿真, 仿真结果见图 2—图 5 及表 1。

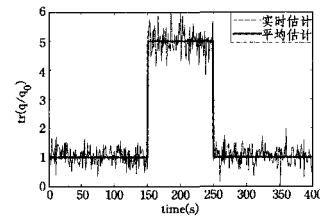


图 2 过程噪声均值变化图

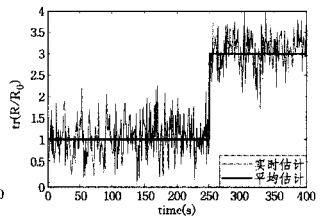


图 3 观测噪声方差变化图

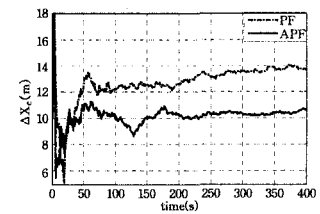


图 4 PF 和 APF 下东向位置误差对比

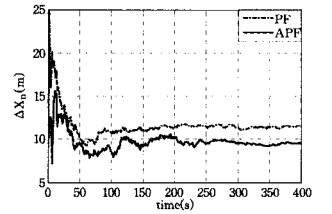


图 5 PF 和 APF 下北向位置误差对比

其中图 2 和图 3 描述了仿真过程中的噪声变化情况, 图 4 和图 5 则分别给出了东向和北向位置误差结果对比。由图 4 和图 5 可以看出由于噪声的不规则变化, 传统的 PF 算法滤波收敛速度及稳定性方面均不及 APF 算法。这主要是由传统的 PF 算法或多或少地存在粒子退化及贫化问题, 且粒子个数固定、不能自适应改变造成的, 而本文所提出的算法则能够自适应地改变粒子规模和分布形式, 有效克服了上述问题。

为了进一步比较两种算法的估计精度, 分别选用不同的粒子数来进一步考察 PF 算法和 APF 算法的均方根误差平

(下转第 262 页)

当支持度为 0.03, 时序阈值发生变化时, 对时序数据集加权与不加权所挖掘的频繁数据集中重要项数据集的比重对比如图 4 所示。

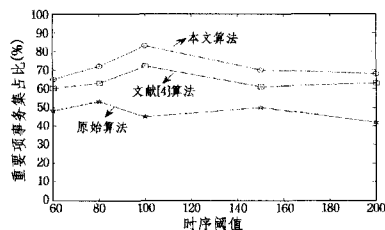


图 4 时序阈值变化时重要项事务集百分比占比比较

通过图 3 和图 4 可以看出, 无论是支持度还是时序变化, 文献[4]的加权算法要比原始算法挖掘得到的重要项数据集所占比重更大, 但是本文采取支持度期望计算方法进行时序挖掘, 其挖掘出的频繁项由于剪枝和兴趣度约简, 频繁集中的重要项数据集所占比重更大, 从而更有利于决策者合理决策。

结束语 在进行基于时序和兴趣度约束的加权关联规则挖掘时, 首先对项目事务集中的数据集权值和发生概率进行估计, 利用信息熵均值估算进行兴趣度约束并对数据集简化, 再通过常数赋值法将权值赋值在 (0, 1) 的区间内, 使得各权值对较小概率事件能够充分计算, 而又不会使较小概率项目集的权重之和超过重要项目的权重比, 最终在满足 k -支持度期望的条件下进行加权关联规则挖掘。在该算法中, 影响实验效果的主要因素是概率的赋值和常数 $[A, B]$ 的取值, 这可通过时序赋值次数来加权平均, 得到一个更为接近实际需求的

赋值初始值, 从而使得挖掘信息更加有效可用。

参考文献

- [1] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithm for mining association rules in large database[C]//Proc of the 20th International Conference on Very Large Databases. Santiago, Chile, 1994: 487-499
- [2] 董祥军, 宋瀚涛, 姜合. 时态关联规则的研究[J]. 计算机工程, 2005, 31(15): 24-26
- [3] 朱建平, 乐燕波. 数据挖掘中加权时态关联规则的构造[J]. 计算机工程, 2008, 34(6): 51-53
- [4] 戴月明, 李彦伟, 王金鑫. 一种加权时态关联规则挖掘算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(26): 156-161
- [5] 王艳, 姜保庆, 宋晶晶. 一种新的加权关联规则模型[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(5): 162-164
- [6] 侯宇, 张敏. 加权关联规则挖掘算法[J]. 大连大学学报, 2011, 32(3): 49-52
- [7] 李广原, 杨炳儒, 周如旗. 一种基于约束的关系规则挖掘算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(1): 244-247
- [8] 毛宇星, 陈彤兵, 施伯乐. 一种高效的多层和概化关联规则挖掘方法[J]. 软件学报, 2011, 22(12): 2965-2980
- [9] 谢伙生, 何星星. 数据流中基于滑动窗口的序列模式挖掘算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(4): 121-124
- [10] Cai C H, Fu A W C, et al. Mining association rules with weighted items[C]//IEEE Int. Database Engineering and Applications Symposium. 1998: 68-77
- [11] 林颖. 闭合序列模式的一种增量挖掘算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2011, 25(6): 95-100

(上接第 250 页)

均值 (ARMSE)、滤波效率和状态估计时间。得到的仿真结果如表 1 所列。

表 1 不同粒子数下仿真结果比较

算法	N	$\eta/\%$	E_{ARMS}	估计时间/s
PF	100	2.563	0.3901	0.305
	500	1.004	0.1993	0.556
APF	100	6.715	0.1489	0.198
	500	8.811	0.0227	0.287

表 1 中的滤波效率 η 可表示为 $\eta = \frac{1}{E_{\text{ARMS}} N}$ 。滤波效率越高表明仅需较少的粒子数 N 就能获得更高的滤波精度 (小的 ARMSE)。从表 1 中可以看出当粒子数相同时, 取 $N=100$, APF 算法比 PF 算法具有更高的估计精度和滤波效率、更短的状态估计时间。当粒子数相同时, 取 $N=500$, PF 算法的 $E_{\text{ARMS}}=0.1993$, 表明滤波精度有所提高而滤波效率 η 有所下降, 状态估计时间有所增加。这说明了滤波精度的提高是以牺牲滤波效率 η 和状态估计时间为代价的。而在 APF 算法的 E_{ARMS} 比 PF 小的前提下 (即滤波精度高), 滤波效率 η 高出 PF 数倍, 状态估计时间反而比 PF 少很多。这说明了 APF 算法可以以更短的时间、更高的精度达到更大的效率。

结束语 针对滤波过程中传统粒子滤波存在的粒子退化、贫化问题及粒子集个数不能自适应改变带来的滤波精度和收敛速度下降的问题, 提出一种自适应改变粒子集的自适应双重采样粒子滤波算法。该算法通过实时检测观测新息来确定粒子集个数。在重采样过程中通过粒子交叉聚合的方式有效改善了粒子退化及贫化问题, 并更有效地提高了滤波的精确度。基于 DR/GPS 的仿真实验证明了该算法的有效性。

参考文献

- [1] Brasnett P, Mihaylova L, Bull D, et al. Sequential Monte Carlo tracking by fusing multiple cues in video sequences [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1217-1227
- [2] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [J]. IEEE Trans. on Image Process, 2004, 13(11): 1491-1506
- [3] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal, 2002, 50(2): 174-188
- [4] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling [J]. The International Journal of Robotics Research, 2003, 22(12): 985-1003
- [5] Pan P, Schonfeld D. Dynamic proposal variance and optimal particle allocation in particle filtering for video tracking [J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(9): 1268-1279
- [6] 郑作虎, 王首勇, 万洋. 一种参数自适应调整的机动目标跟踪模型 [J]. 空军雷达学院学报, 2011, 25(2): 113-116
- [7] 赵学梅, 陈恩, 李冬. 强跟踪卡尔曼滤波在视频目标跟踪中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 128-166
- [8] 巴宏欣, 何心怡, 方正, 等. 机动目标跟踪的一种新的方差自适应滤波算法 [J]. 武汉理工大学学报, 2011, 35(3): 448-452
- [9] 张凯, 单甘霖, 吉兵, 等. 改进的变维滤波实现运动目标姿态的跟踪 [J]. 电光与控制, 2012, 19(3): 40-43
- [10] 李天成, 孙树栋. 采用双重采样的移动机器人 Monte Carlo 定位方法 [J]. 自动化学报, 2010, 36(9): 1279-1286