

文章编号: 1001-0920(2005)05-0567-04

基于当前统计模型的改进粒子滤波算法

邓小龙, 谢剑英, 王林

(上海交通大学 自动化系, 上海 200030)

摘要: 基于“当前”统计模型, 提出了双站无源被动跟踪的改进粒子滤波算法。该算法使用扩展卡尔曼滤波提议分布的粒子滤波, 融合双站测量数据, 包含了残差重抽样步骤以及马尔可夫链蒙特卡罗法等技术。在双站测量的被动跟踪试验中, 比较了各种滤波方式。仿真结果证实, 该改进算法能有效跟踪高度机动的目标。

关键词: 当前统计模型; 粒子滤波; 扩展卡尔曼滤波; 被动跟踪; 数据融合

中图分类号: TN 953

文献标识码: A

Improved particle filter based on current statistical model

DENG Xiaolong, XIE Jianying, WANG Lin

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China. Correspondent: DENG Xiaolong, E-mail: xl_deng@sjtu.edu.cn)

Abstract: Based on current statistical model, an improved particle filter is presented in the passive tracking with two observers. The algorithm uses the particle filter with the extended Kalman filter (EKF) proposal distribution, fuses two measurements, and incorporates the residual resampling step and the Markov chain Monte Carlo methods. In the passive tracking experiments with the two observers, the various filtering methods are compared with each other. The simulation results show that the improved particle filter can effectively track the highly maneuvering targets.

Key words: current statistical model; particle filter; EKF; passive tracking; data fusion

1 引言

仅含有角测量的被动跟踪是无源被动跟踪, 广泛出现在采用声纳、红外等无源传感器的航海、航空以及电子对抗等重要场合^[1]。仅含有角测量的被动跟踪问题已引起众多学者的广泛关注, 提出了许多解决方案, 其中包括直角坐标系下的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法, 伪线性滤波和修正极坐标下的EKF等。但由于角测量的被动跟踪具有非线性、可观性较弱的特点, 至今仍没有得到完全满意的解决方案。如直角坐标系下的EKF经常导致滤波发散; 伪线性滤波存在有偏估计; 极坐标下的EKF虽然是渐近无偏的, 但其计算相对复杂, 而且只对匀速直线运动的目标跟踪效果较好。

文献[2]基于“当前”统计模型提出了双站伪线性自适应滤波算法, 并与极坐标下的被动跟踪算法

进行了比较, 证实了该算法能跟踪机动目标, 但由于该算法对非线性角测量模型进行伪线性化处理而引入了相应的误差。Gordon等^[3]将粒子滤波应用于仅含有角测量的被动跟踪中, 与EKF进行了比较, 说明了粒子滤波的性能优于EKF。但文献[3]采用的是常速度模型和先验提议分布的粒子滤波。

粒子滤波采用一组从概率密度函数上随机抽取的并附带相关权值的粒子群来逼近后验概率密度, 从而不受非线性、非高斯问题的限制, 目前已广泛应用于自动控制、机器人技术、统计信号处理、时序分析等研究领域^[4]。国内学者已开始重视粒子滤波的研究, 如文献[5]将粒子滤波应用于故障诊断, 文献[6]将粒子滤波应用于图像跟踪。

“当前”统计模型是周宏仁等^[7]提出的, 与传统的Singer模型相比, “当前”统计模型更加切合实际,

收稿日期: 2004-05-27; 修回日期: 2004-10-26

作者简介: 邓小龙(1972—), 男, 江西鄱阳人, 博士生, 从事最优估计、目标跟踪和粒子滤波等研究; 谢剑英(1940—), 男, 福建龙岩人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合、复杂过程控制及智能控制等研究。

能够自适应跟踪高度机动目标。先验提议分布的粒子滤波在递推更新时,没有考虑最新观测值的影响,简化了权值的评估。当似然函数分布与后验概率密度分布有很大偏差时,很可能导致滤波发散。

本文采用自适应的“当前”统计模型,应用含 EKF 提议分布的粒子滤波,对非线性模型不需进行伪线性化处理,提出了双站无源测量数据融合的改进粒子滤波算法。与其他滤波方式进行了比较,试验结果证实该改进算法优于其他滤波方式。

2 “当前”统计模型的自适应滤波

机动目标“当前”统计模型本质上是非零均值时间相关模型,机动加速度的“当前”概率密度为修正瑞利分布,均值为“当前”加速度预测值。设采样周期为 T ,二维情况下“当前”统计模型的离散化形式为

$$X(k+1) = \Phi(k+1)X(k) + U(k) + W(k), \quad (1)$$

其中

$$X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad \ddot{y}(k)]^T,$$

$= [x \quad y]^T$ 为“当前” x, y 方向机动加速度均值,令 α 为机动时间常数的倒数,有

$$\Phi(k+1, k) = \begin{bmatrix} F_{k+1/k} & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & F_{k+1/k} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$U(k) = \begin{bmatrix} U_1(k) & O_{3 \times 1} \\ O_{3 \times 1} & U_1(k) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中: $O_{3 \times 3}$ 为 3×3 零矩阵, $O_{3 \times 1}$ 为 3×1 零向量;

$$F_{k+1/k} = \begin{bmatrix} 1 & T & (-1 + \alpha T + e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix};$$

$$U_1(k) = [u_{11} \quad u_{12} \quad u_{13}]^T,$$

$$u_{11} = (-\alpha T + \alpha^2 T^2/2 + 1 - e^{-\alpha T})/\alpha^2,$$

$$u_{12} = (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha, u_{13} = 1 - e^{-\alpha T}.$$

$W(k)$ 为离散白噪声系列,其方差为

$$Q(k) = E[W(k)W^T(k)] = \begin{bmatrix} Q_1(k) & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & Q_1(k) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中 $Q_1(k) = 2\alpha\alpha_0^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix}$, α_0^2 为当前加速度

方差,具体参数含义见文献[3]。

被动跟踪的角测量模型为

$$\theta(k) = \text{tg}^{-1} \left(\frac{x_t(k) - x_o(k)}{y_t(k) - y_o(k)} \right), \quad (5)$$

其中: $(x_t(k), y_t(k))$ 为机动目标 k 时刻的坐标位置, $(x_o(k), y_o(k))$ 为观测机 k 时刻的坐标位置。

式(5)为非线性函数,文献[2]中对其进行伪线

性化处理,应用了卡尔曼自适应滤波算法。伪线性化处理引入了相应的误差,使得滤波性能下降。而粒子滤波则不受非线性、非高斯分布的限制,不必伪线性化非线性模型。

3 粒子滤波

根据贝叶斯理论,后验概率密度函数(PDF)构成了序贯估计问题的完全解。通过递推 PDF,可很容易地获取系统状态的均值、方差和峰值等估计。基于贝叶斯滤波原理,粒子滤波用一组从 PDF 随机抽取的附带相关权值的粒子群来估计状态变量的后验概率密度函数。

用 $Y_k = \{y_1, \dots, y_k\}$ 和 $X_k = \{x_1, \dots, x_k\}$ 分别表示时刻 k 为止的观测值系列和状态系列。贝叶斯递推状态估计包括预测和更新,即

$$p(x_k | Y_{k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | Y_{k-1}) dx_{k-1}, \quad (6)$$

$$p(x_k | Y_k) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | Y_{k-1})}{p(y_k | Y_{k-1})}. \quad (7)$$

其中: $p(x_k | x_{k-1})$ 为状态的先验分布, $p(y_k | x_k)$ 为似然函数,分母 $p(y_k | Y_{k-1})$ 为归一常数。

上述积分的解析解通常很难求取,如果能从 PDF 上随机抽取样本,则 PDF 可用这些样本粒子近似表示。通常情况下,不可能直接从 PDF 抽样,但可从一已知的容易抽样的提议分布(函数) $q(\bullet)$ 上抽样来逼近。依据大数定理,下列离散粒子系列群收敛于真实的分布:

$$p(X_k | Y_k) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i^k \delta(X_k - X_k^i). \quad (8)$$

其中: $X_k^i \sim q(\bullet)$ 为第 i 个在 k 时刻从提议分布上抽取的粒子, $\delta(\bullet)$ 为狄拉克脉冲函数, w_i^k 为归一化重要权值。粒子权值 w_k 设定为

$$w_k(X_k) = p(X_k | Y_k) p(Y_k) / q(X_k | Y_k). \quad (9)$$

如果提议函数可分解为

$$q(X_k | Z_k) = q(x_0) \prod_{j=1}^k q(x_j | X_{j-1}, Z_j), \quad (10)$$

则可获得重要权值的递推估计形式为

$$w_k^i = \frac{w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | X_{k-1}, Y_k)}. \quad (11)$$

以上等式组成了基本序贯重要抽样(SIS)算法。为减少 SIS 算法中的退化效果, Gordon 等^[3]在 SIS 算法中引入了重抽样步骤(即评估粒子的权值后,重新抽样粒子,以减少小权值的粒子,复制大权值的粒子),这便形成了序贯重要重抽样(SIR)算法,也即粒子滤波算法的基本框架。粒子滤波依靠重要抽样,因而要求提议分布的设计能尽可能逼近

PDF. 文献[8]已经证明, 如果提议分布满足

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Y_k) = p(x_k^i | X_{k-1}^i, Y_k), \quad (12)$$

则重要权值的方差是最小的, 而提议分布是最优的, 但这种最优的重要提议分布要求从积分中抽样, 并对其进行评估, 这在实际上通常难以实现

学者们提出了一些次优提议分布, 如先验提议分布^[3]、固定提议分布、高斯-厄米特提议分布^[9]和扩展卡尔曼滤波(EKF)提议分布^[10]等. 固定提议分布往往使得重要权值无界, 而先验提议分布没有考虑最新观测值的影响, 其重要权值的评估简化成了似然函数的评估. 文献[9]采用一簇高斯-厄米特来构造提议重要函数, 并应用于一维非线性状态估计中. 但高斯-厄米特提议分布需要选择合适的高斯点和相应的权系数. 文献[10]采用EKF提议分布来训练神经网络

4 改进粒子滤波

在角测量的被动跟踪试验实例中, 本文采用“当前”统计模型, 应用EKF提议分布和残差重抽样算法步骤等改进措施, 构成了改进粒子滤波算法

改进粒子滤波算法的主要步骤如下:

Step 1: 初始化 抽样粒子 $x_0^i \sim p(x_0)$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Step 2: 在每一时刻用扩展卡尔曼滤波更新每一粒子, 即

$$\hat{x}_{k/k-1}^i = f(x_{k-1}^i, 0), \quad (13)$$

$$P_{k/k-1}^i = F_k P_{k-1}^i F_k^T + Q_{k-1}, \quad (14)$$

$$S_k^i = H_k P_{k/k-1}^i H_k^T + R_k, \quad (15)$$

$$K_k^i = P_{k/k-1}^i H_k^T (S_k^i)^{-1}, \quad (16)$$

$$\bar{x}_k^i = \hat{x}_{k/k-1}^i + K_k^i (y_k - h(\hat{x}_{k/k-1}^i, 0)), \quad (17)$$

$$P_k^i = P_{k/k-1}^i - K_k^i H_k P_{k/k-1}^i. \quad (18)$$

其中: Q_{k-1}, R_k 为 k 时刻的过程噪声和测量噪声的方差; F_k, H_k 为非线性转置等式和观测等式的局部线性化函数

$$F_k = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x = x_{k-1}},$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x = \hat{x}_{k/k-1}}. \quad (19)$$

抽样粒子 $x_k^i \sim q(x_k^i | X_{k-1}^i, Y_k) = N(\bar{x}_k^i, P_k^i)$.

Step 3: 对每个粒子重要权值进行评估. 在似然函数计算过程中, 对于多站测量情况, 当各观测站测量数据相互独立时, 联合似然函数为

$$L(y|x) = \prod_{n=1}^N (\sqrt{2\pi\sigma_n})^{-N/2} e^{-\Psi_n} \quad (20)$$

其中: $\Psi_n = (y_n - s_n(x))^2 / (2\sigma_n^2)$, N 为测量站个数, y_n 为观测站测量值, $s_n(x)$ 为观测站理论测量(无噪声)值

Step 4: 重抽样. 对含有不同权值的粒子进行评估, 从离散粒子群中重抽样 N 次, 以复制大权值粒子, 减少小权值粒子, 从而产生新的粒子群, 并对各个新粒子赋以相同权值

本文采用了残差重抽样算法^[11], 与系统重抽样算法^[12]以及多项式抽样算法等相比, 残差重抽样算法在计算效率上相对比较高. 因为重抽样算法相应引入了误差, 所以可采用近似有效样本数^[12]作为评估重抽样的尺度. 只有近似有效样本数低于固定阈值时, 才需启用重抽样步骤

重抽样后采用一种马尔可夫链蒙特卡罗法和 Metropolis-Hastings(MH)算法^[13]来使粒子群更加逼近真实滤波分布. MH算法是通过马尔可夫链机制移动粒子群靠近真实目标分布的一种策略, 它能较好地改善滤波性能

5 仿 真

如图 1 所示, 假设在开始位置(-20, 20) km 处, 目标以速度(0.3, 0.2) km/s 作匀速直线运动, 运行一段时间后作半径为 8 km 的转弯机动, 最后继续作(0.32, -0.17) km/s 的匀速直线运动. 观测机 1 和观测机 2 分别以 0.4 km/s, 0.2 km/s 的速度作半径为 8 km 的匀速圆周运动, 采样周期为 0.5 s, 角度测量误差为 5 m · rad

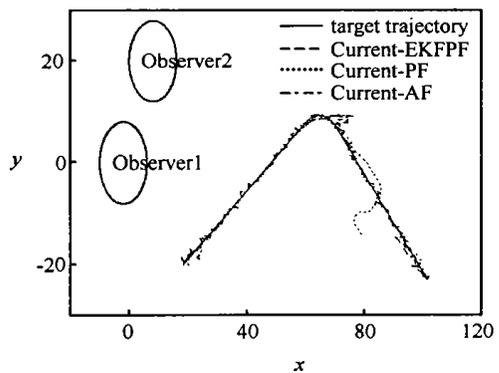
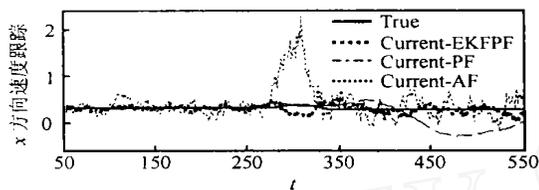


图 1 轨迹跟踪曲线

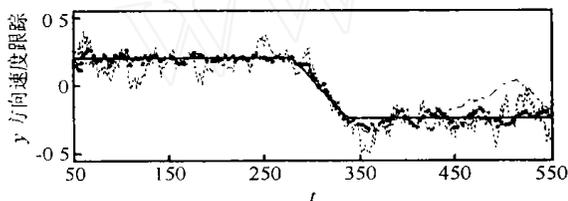
图 1 显示了两观测机的各自圆周运动曲线, 机动目标的轨迹曲线以及各滤波算法的目标估计曲线. 在试验开始阶段, 用两点外推滤波方法估计目标初始状态, 初始方差设置为 $\sigma_{11}^2 = \sigma_{44}^2 = 1$, $\sigma_{22}^2 = \sigma_{55}^2 = 0.5$, $\sigma_{33}^2 = \sigma_{66}^2 = 0.001$, $\sigma_{ij} = 0, i \neq j$. 粒子数设置为 200. 试验中比较了扩展卡尔曼滤波方式, 极坐标下的被动跟踪算法, 基于“当前”统计模型的自适应滤波算法(Current-AF), 基于“当前”统计模型的粒子滤波算法(Current-PF)以及本文的改进粒子滤波算法(Current-EKFPF). 扩展卡尔曼滤波很容易发散, 极坐标下的被动跟踪算法即使增加了机动检测环

节,对转弯机动跟踪效果仍然较差,明显存在跟踪滞后现象

图2和图3分别显示了各算法的速度跟踪和加速度跟踪曲线。Current-PF算法在目标进行机动后,跟踪丢失。而本文的Current-EKFPF算法在轨迹跟踪上不逊色于Current-AF算法,在速度和加速度跟踪上稍优于它。试验证明,Current-EKFPF算法对粒子数目要求不高,对于跟踪起始的初始状态和方差也相对不敏感。

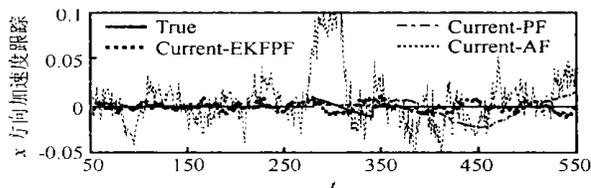


(a) x 方向的速度跟踪

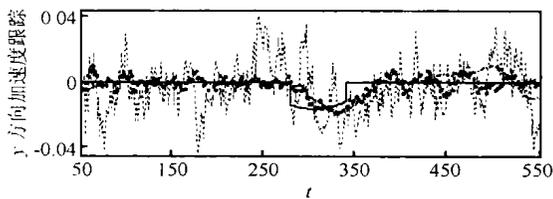


(b) y 方向的速度跟踪

图2 基于当前统计模型的各滤波速度跟踪曲线



(a) x 方向的加速度跟踪



(b) y 方向的加速度跟踪

图3 基于当前统计模型的各滤波加速度跟踪曲线

6 结论

仅含有角测量的单站无源被动跟踪通常为非线性估计问题,存在弱可观测性的特点,通常要求观测站机动性高于目标机动或由多站测量来完成无源定位或被动跟踪。而粒子滤波则不受任意非线性、非高斯估计问题的限制。

对于高度机动的被动目标跟踪,本文基于粒子滤波,采用比较切合实际机动情况的“当前”统计模

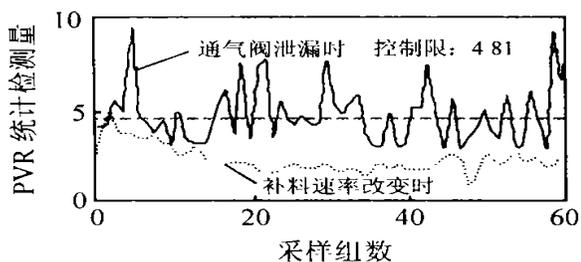
型,提出了双站测量数据融合的改进粒子滤波算法。该算法采用了扩展卡尔曼滤波提议分布函数,融合了残差重抽样步骤以及马尔可夫链蒙特卡罗法等技巧。试验结果证实了该改进算法能有效跟踪高度机动目标。

参考文献 (References)

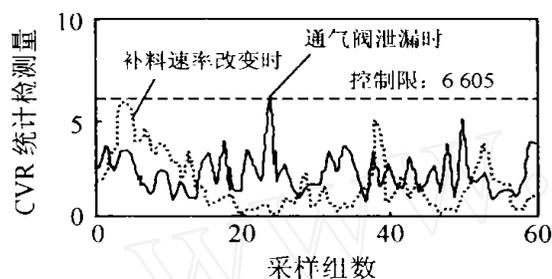
- [1] 孙仲康, 周一宇, 何黎星. 单多基地有源无源定位技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1996.
- [2] 陈非, 敬忠良, 李建勋. 基于当前统计模型的机动目标被动跟踪 [J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(3): 366-369.
(Chen F, Jing Z L, Li J X. Passive tracking of maneuvering targets based on current statistical model [J]. *J of Shanghai Jiaotong University*, 2003, 37(3): 366-369.)
- [3] Gordon N, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear and non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings-F*, 1993, 140(2): 107-113.
- [4] Musso C, Oudjane N, LeGland F. *Sequential monte carlo methods in practice* [M]. New York: Springer-Verlag, 2002.
- [5] 莫以为, 萧德云. 基于进化粒子滤波器的混合系统故障诊断 [J]. 控制与决策, 2004, 19(6): 611-615.
(Mo Y W, Xiao D Y. Fault diagnosis of hybrid systems based on the evolutionary particle filter [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(6): 611-615.)
- [6] 周寿军, 陈武凡. 基于增强的粒子滤波算法的医学图像动态轮廓跟踪新方法 [J]. 第一军医大学学报, 2004, 24(6): 677-681.
(Zhou S J, Chen W F. Dynamic contour tracking of medical images based on improved particle filter [J]. *J of First Military Medical University*, 2004, 24(6): 677-681.)
- [7] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [8] Doucet A, Godsill S J, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [9] 袁泽剑, 郑南宁, 贾新春. 高斯-厄米特粒子滤波器 [J]. 电子学报, 2003, 31(7): 970-973.
(Yuan Z J, Zheng N N, Jia X C. The gauss-hermite particle filter [J]. *Acta Electronica*, 2003, 31(7): 970-973.)
- [10] de Freitas J F G, Niranjan M, Gee A H, et al. Sequential Monte Carlo methods to train neural network models [J]. *Neural Computation*, 2000, 12(4): 955-993.

(下转第574页)

8) 根据式(6)和式(7)计算出每组采样数据的PVR和CVR统计量,其检测结果如图2所示



(a) 主元相关过程变量残差统计检测



(b) 一般过程变量残差统计检测

图2 补料速率改变、通气阀泄漏时改进PCA的检测结果

PVR图检测结果进一步确定了PV变量的残差未发生变化,而CVR图的检测结果则表明CV变量也未发生变化,所以可确定是正常工况变化引起的 T^2 检测图发生变化,排除了是过程故障的可能性

9) 现在进一步检测改进PCA的故障识别能力。假设在某段时间通气空压机的阀门发生了泄漏,这对PV中的变量相对效价、菌量和溶氧有直接影响。文献[7]方法的 T^2 图检测出过程发生了变化,但 Q 图仍没有变化(检测结果图略)。出现这种情况的原因是 Q_α 控制限包括所有的误差信息,即等于PVR和CVR控制限之和,具有较大保守性。当PV变量发生的变化较小,CV变量的变化又不明显时,二者之和有可能不会超过 Q_α ,这样 Q_α 将掩盖PV变量发生的变化。

从图2的通气阀泄漏时改进PCA的检测结果可见,PV变量确实发生了变化,由此可认为PCA模

型描述的过程变量已发生了变化,过程中存在故障

5 结论

本文针对发酵过程难以建立精确机理模型的特点,利用PCA建模,结合模型对粘菌素发酵过程进行监测和故障诊断,采用新的统计量代替 Q 统计量,避免了其保守性,并采用了累积方差贡献率结合复相关系数确定主元数。仿真表明,改进的PCA对过程故障具有准确的识别能力。

参考文献(References)

- [1] Nomikos P, MacGregor J F. Monitoring batch process using multiway principle component analysis[J]. *J of American Institute Chemical Engineer*, 1994, 40(8): 1361-1369.
- [2] Kourti T, Lee J, MacGregor J F. Analysis, monitoring and fault diagnosis of batch process using multi-block and multiway PLS[J]. *J of Process Control*, 1995, 5(4): 277-283.
- [3] 张杰, 阳宪惠. 多变量统计过程控制[M]. 北京: 化学工业出版社, 2000: 44-76.
- [4] 孙文爽, 陈兰祥. 多元统计分析[M]. 北京: 高等教育出版社, 1994: 35-82.
- [5] 李元, 谢植, 王纲. 基于故障重构的PCA模型主元数的确定[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2004, 25(1): 20-23. (Li Y, Xie Z, Wang G. Determination of principal components in PCA model on basis of fault reconstruction [J]. *J of Northeastern University (Natural Science)*, 2004, 25(1): 20-23.)
- [6] MacGregor J F, Jaeckle C, Kiparissides C, et al. Process monitoring and diagnosis by multiblock PLS methods [J]. *J of American Institute Chemical Engineer*, 1994, 40(5): 826-838.
- [7] 郭明, 王树青. 基于特征值空间的系统性能监控与工况识别[J]. *化工学报*, 2004, 55(1): 151-154. (Guo M, Wang S Q. System performance monitoring and region identification based on characteristic subspace [J]. *J of Chemical Industry and Engineering*, 2004, 55(1): 151-154.)

(上接第570页)

- [11] Liu J S, Chen R. Sequential monte carlo methods for dynamic systems [J]. *J of the American Statistical Association*, 1998, 93(443): 1032-1044.
- [12] Doucet A, Godsill S J, Andrieu C. On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering [J].

S tistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208

- [13] Andrieu C, de Freitas N, Doucet A, et al. An introduction to MCMC for machine learning [J]. *M achine L earning*, 2003, 5(1/2): 5-43.