

文章编号: 1001-0920(2009)02-0284-05

基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法

张 琪, 胡昌华, 乔玉坤, 蔡艳宁
(第二炮兵工程学院 302 教研室, 西安 710025)

摘 要: 针对粒子滤波算法在故障预报中的大计算量和粒子退化问题, 提出一种基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法. 当粒子退化严重时, 对粒子用随机摄动方式进行再采样, 一方面可改进样本的多样性, 缓解粒子退化; 另一方面可缩短再采样时间, 减少计算量, 从而提高粒子滤波算法的跟踪能力. 仿真结果表明该算法可行, 能及时准确地对系统故障进行预报.

关键词: 粒子滤波; 退化现象; 计算量; 随机摄动; 故障预报

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Fault prediction algorithm based on stochastic perturbation particle filter

ZHANG Qi, HU Chang-hua, QIAO Yu-kun, CAI Yan-ning

(302 Unit, The Second Artillery Engineering Institute, Xi'an 710025, China. Correspondent: ZHANG Qi, E-mail: zhangqi6530@163.com)

Abstract: Degeneracy of particles and large computing cost are the main problems when particle filters are applied to fault predictions. Therefore, a fault prediction algorithm based on stochastic perturbation particle filter is proposed to resolve the above problems. The stochastic perturbation re-sampling is used when the degeneracy of particles is serious, which can improve the diversity of samples, ameliorate the degeneracy of particles, shorten the re-sampling time and reduce the computing cost. As a result, the tracking ability of particle filter is improved. Simulation results demonstrate that the algorithm proposed is valid and the system fault can be predicted accurately and timely.

Key words: Particle filter; Degeneracy phenomenon; Computing cost; Stochastic perturbation; Fault prediction

1 引 言

故障预报是故障诊断与事件预报技术相结合的领域, 由于故障预报具有很大的难度, 目前国内外对故障预报技术的研究成果还不是很多^[1].

粒子滤波算法^[2]是解决非线性非高斯动态系统参数估计和状态滤波问题的主流方法. 目前, 粒子滤波技术已成功地应用于诸多领域, 如目标跟踪^[3]、计算机视觉^[4]、数据检测^[5]和故障诊断^[6]等. 粒子滤波算法在应用中存在的主要问题是计算量大和退化问题. 常见的解决退化问题的方法包括: 适当选取重要性密度函数和进行再采样. 再采样粒子滤波算法(SIR)^[7,8]在一定程度上可以解决退化问题, 但却因此带来了粒子耗尽问题. 增加粒子数可以增加粒子滤波的估计精度, 但计算量也随之以惊人的速度递

增. 将粒子滤波算法应用于故障预报需要解决的主要问题是减少计算量和抑制粒子退化.

针对上述问题, 本文提出一种基于随机摄动粒子滤波器(SP)的故障预报算法. 当退化现象严重时, 通过对权值最大的粒子迭加一个随机摄动, 用变异后的粒子替换退化粒子, 以缓解粒子退化和减少计算量, 从而提高算法的预报性能.

2 基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法

2.1 算法思想

传统再采样算法在每次采样中对所有粒子进行再采样, 导致计算量较大. 随机摄动粒子滤波算法的基本思想是: 当有效样本数小于一定阈值时, 引入进化算法中的变异思想, 对权值最大的粒子进行变异,

收稿日期: 2007-10-24; 修回日期: 2008-03-10.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60736026); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-07-0144).

作者简介: 张琪(1980—), 女, 甘肃庆阳人, 博士生, 从事滤波理论、故障诊断和故障预报等研究; 胡昌华(1966—), 男, 湖北罗田人, 教授, 博士生导师, 从事控制系统故障诊断、容错控制等研究.

使总的变异个数为退化粒子数;然后再分别计算变异粒子的权值,用变异粒子来替换粒子集中的退化粒子.与传统再采样算法的区别在于:本文的随机摄动粒子滤波算法只在退化现象严重时对最优粒子进行变异,变异个数为退化粒子数,在一定程度上可减少计算量,使样本集保持一定的多样性,保证最好的粒子被用于状态估计,抑制粒子退化,从而使算法具有较好的跟踪能力.

当观测值 $y_{1:k}$ 已知,对系统的状态进行 p 步前向预测时,粒子按照既有的方式进行更新,但权值保持 w_k 不变,对未来时刻 $k+p$ 的状态进行预测,从而实现故障预报.

$t_1 + j$ 时刻的故障预测概率^[9] 采用下式计算:

$$\text{fault}(j, t_1) = \prod_{i=1}^N w_k^i I(x_{t_1+j|t_1+j-1}^i, o). \quad (1)$$

其中: o 为系统故障状态; $I(A)$ 为指标函数,当 A 为真时, $I(A) = 1$, 否则 $I(A) = 0$.

在求取最终故障预测概率时,常规的做法是对每一时刻的故障预测概率取平均值.本文采用反距离加权法,对每一时刻的故障预测概率进行加权处理,其权值与预测步数成反比,提高临近时刻故障预测概率的权重,使最终的故障预测概率更为合理.

定义 1 已知 t_1 时刻系统信息,对 j 步前向故障预测概率 $\text{fault}(j, t_1)$ 赋予权值

$$w_j = 1/j, \quad j \in [1, p], \quad (2)$$

归一化权值

$$w_j^* = \frac{1}{j} / \sum_{j=1}^p \frac{1}{j}. \quad (3)$$

定义 2 $t_2 (t_2 > t_1)$ 时刻的加权故障预测概率 $p_fault(t_2)$ 加权算法如下:

$$p_fault(t_2) = \sum_{j=1}^p \text{fault}(j, t_2 - j) \times w_j^*, \quad (4)$$

其中 $\text{fault}(j, t_2 - j)$ 同式(1),表示已知 $t_2 - j$ 时刻系统信息时 t_2 时刻的故障预测概率.

定理 1 零均值的随机摄动不参与状态的估计,即不影响粒子滤波器对状态的估计.

证明 设 k 时刻粒子集中的粒子为 $x_k^i (i \in [1, N])$, 权值最大的粒子表示为 $x_k^{* *}$, 此时状态估计值

$$x_k^* = \sum_{i=1}^N w_k^i \times x_k^i. \quad (5)$$

如果 $N_{\text{eff}} < N/3$, 则将 x_k^i 按照 w_k^i 降序排序,退化粒子即为 $x_k^{((N_{\text{eff}}+1) : N)}$, $\text{randn}()$ 表示零均值的随机摄动.对退化粒子进行变异,有

$$x_k^{((N_{\text{eff}}+1) : N)} = x_k^{* *} + \text{randn}(), \quad (6)$$

$$w_k^{(1 : N)} = 1/N. \quad (7)$$

此时,状态的估计值

$$\begin{aligned} \tilde{x}_k^* &= \sum_{i=1}^{N_{\text{eff}}} x_k^i \times \frac{1}{N} + \sum_{i=N_{\text{eff}}+1}^N (x_k^{* *} + \text{randn}()) \times \frac{1}{N} = \\ &= \sum_{i=1}^{N_{\text{eff}}} x_k^i \times \frac{1}{N} + \sum_{i=N_{\text{eff}}+1}^N \left(x_k^{* *} \times \frac{1}{N} + \text{randn}() \times \frac{1}{N} \right) = \\ &= \sum_{i=1}^{N_{\text{eff}}} x_k^i \times \frac{1}{N} + \sum_{i=N_{\text{eff}}+1}^N x_k^{* *} \times \frac{1}{N} + \sum_{i=N_{\text{eff}}+1}^N \text{randn}() \times \frac{1}{N}. \end{aligned}$$

而由题设可知 $\text{randn}()$ 是零均值,则

$$\tilde{x}_k^* = \sum_{i=1}^{N_{\text{eff}}} x_k^i \times \frac{1}{N} + \sum_{i=N_{\text{eff}}+1}^N x_k^{* *} \times \frac{1}{N}.$$

即 $\text{randn}()$ 不参与状态的计算,粒子集中增加了相对较好的粒子,而减少了相对较差的粒子,相当于对粒子集进行 SIR 算法的再采样步骤.

2.2 算法流程

Step1: 初始化.在 $k = 0$ 时刻,根据重点密度抽样出 N 个粒子,假定抽样出的每个粒子用 $x_k^i, 1/N$ 表示,令 $k = 1$.

Step2: 更新.

$$x_k^i = f(x_{k-1}^i, v_{k-1}). \quad (8)$$

Step3: 加权.

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k / x_k^i). \quad (9)$$

Step4: 归一化权值.

$$w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i. \quad (10)$$

Step5: 根据式(5)估计 k 时刻的状态 x_k^* .

Step6: p 步前向预测.

$$x_{k+j|k+j-1}^i = f(x_{k+j-1}^i, v_{k+j-1}^i), \quad j \in [1, p]. \quad (11)$$

Step7: 根据式(1)计算 $k+j$ 时刻的故障预测概率.

Step8: 根据式(4)计算 $k+j$ 时刻的加权故障预测概率 $p_fault(k+j)$.

Step9: 如果 $N_{\text{eff}} < N/3$, 则 x_k^i 按照 w_k^i 降序排序,并按照式(6)和(7)对粒子进行变异.

Step10: 令 $k = k + 1$, 返回 Step2.

3 随机摄动粒子滤波器的有效性验证

3.1 仿真实例

粒子退化和样本贫化问题会影响算法的跟踪估计能力,对较长时间不变的量进行估计时影响尤为突出,因而,这里选用分时恒定值的估计问题来说明随机摄动粒子滤波算法的有效性.

设状态方程和观测方程^[10] 为

$$x(t) = \begin{cases} 5, & 0 < t < T/3; \\ 10, & T/3 < t < 2T/3; \\ 3, & 2T/3 < t < T; \end{cases} \quad (12)$$

$$y(t) = x(t) + N(0, Q). \quad (13)$$

其中: $T = 100$, $Q = 1$, 初始样本方差为 5.

3.2 仿真结果

为验证 SP 算法对状态的跟踪能力, 在粒子数 $N = 100$ 时分别用 SP 算法和 SIR 算法对系统状态进行估计, 如图 1 所示.

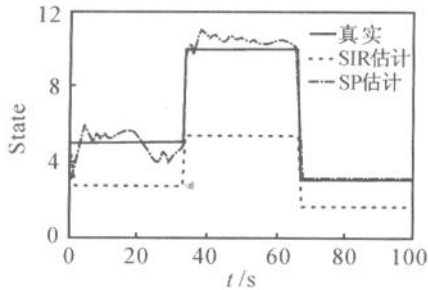


图1 状态估计对比图

为验证 SP 算法的运行时间, 在粒子数 $N = 1000, 2000, \dots, 10000$ 时对 SP 算法和 SIR 算法分别运行 10 次, 取其运行时间的平均值进行比较, 见表 1.

表1 运行时间比较

N	1000	2000	3000	4000	5000
t_{SIR}	0.1462	0.4435	0.9420	1.7270	2.2826
t_{SP}	0.0741	0.1574	0.2463	0.3271	0.4115
N	6000	7000	8000	9000	10000
t_{SIR}	3.2040	4.2184	5.1463	6.4309	7.7623
t_{SP}	0.4672	0.5687	0.6993	0.8525	1.3022

为验证 SP 算法的估计误差, 在 $N = 1000$ 时, 对 SIR 算法和 SP 算法分别运行 10 次, 用 10 次均方根误差 (RMSE) 的均值和方差来比较两种算法的误差, 见表 2.

表2 运行误差比较

次数	1	2	3	4	5
RMSE _{SIR}	2.6802	2.6026	4.0281	4.2707	0.6365
RMSE _{SP}	0.0176	0.1163	0.0654	0.0468	0.1271
次数	6	7	8	9	10
RMSE _{SIR}	3.4055	0.1278	1.2687	3.3930	1.6765
RMSE _{SP}	0.0763	0.0689	0.0511	0.0899	0.0814

由表 2 可得 RMSE_{SIR} 均值 = 2.4090, RMSE_{SIR} 方差 = 2.0380; RMSE_{SP} 均值 = 0.0741, RMSE_{SP} 方差 = 0.0011.

为验证 SP 算法对粒子退化的改善情况, 在 $N = 1000$ 时, 分别对 SIR 算法和 SP 算法运行 10 次, 计算其有效样本数的平均值并进行比较, 见表 3.

由表 3 可得 N_{eff_SIR} 的平均值 = 239.3, N_{eff_SP} 的平均值 = 747.1.

表3 有效样本数比较

次数	1	2	3	4	5
N_{eff_SIR}	280	276	254	257	264
N_{eff_SP}	510	890	600	840	926
次数	6	7	8	9	10
N_{eff_SIR}	2	272	285	267	236
N_{eff_SP}	859	635	494	913	804

为验证 SP 算法对粒子耗尽的改善情况, 在 $N = 100$ 时, 对 SIR 算法和 SP 算法第 100 步的粒子分布情况进行比较, 见图 2.

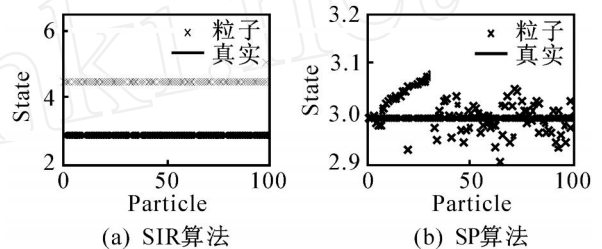


图2 粒子分布图

3.3 结果分析

在跟踪能力方面, 图 1 中 SP 算法的状态估计误差明显小于 SIR 算法, 可见 SP 算法的跟踪能力明显好于 SIR 算法.

在运行时间方面, 表 1 中 t_{SIR} 明显大于 t_{SP} , 而且随着粒子数的增加而增大. SP 算法相对于 SIR 算法在减少运行时间方面具有明显的优势.

在估计误差方面, 表 2 中 RMSE_{SIR} 的均值和方差均远远大于 RMSE_{SP} 的均值和方差, 可见 SP 算法在计算精度方面也有很大提高.

在缓解粒子退化方面, 表 3 中 SP 算法的有效样本数明显大于 SIR 算法的有效样本数, 可见 SP 算法在解决退化问题上优于 SIR 算法.

在改善粒子的多样性方面, 图 2 中 SIR 算法最终的粒子样本集中几乎为单一样本; 而 SP 算法的样本均匀分布在真实值两侧, 且几乎没有相同样本, 可见 SP 算法有效地改善了样本的多样性, 从而缓解了粒子耗尽.

4 基于随机摄动粒子滤波器的故障预报方法仿真研究

4.1 仿真实例

本仿真采用文献 [9, 11] 中德国 Amira 公司制造的一个三容水箱系统, 如图 3 所示. 此装置的主体是 3 个垂直放置且大小一致的有机玻璃圆筒 T_1, T_2, T_3 , 各圆筒的横截面积均为 A . 3 个圆筒由横截面为 S_n 的圆管相连接, 在圆筒 T_2 的下方有一个出水阀, 流出的水收集到下方的有机玻璃水箱中, 可以

循环使用. 在 T_1, T_2, T_3 的下方各有一个截面积为 S_1 的泄露阀, 在一般情况下, 这些泄露阀是关闭的.

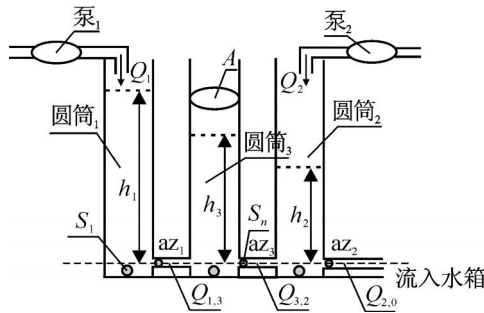


图 3 三容水箱系统

T_1 和 T_2 中的液位 h_1 和 h_2 是通过两台水泵分别向 T_1, T_2 中打入的循环水流量 Q_1 和 Q_2 来控制的. 系统的状态变量是 3 个水槽的液位 h_1, h_2 和 h_3 .

系统模型为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = A(x) + Bu(t), \\ y = [x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T. \end{cases} \quad (14)$$

向量定义为

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{bmatrix}, \quad u \triangleq \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \end{bmatrix},$$

$$A(x) = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} -Q_{13} \\ Q_{32} - Q_{20} \\ Q_{13} - Q_{32} \end{bmatrix}, \quad B = \frac{1}{A} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

其中的相关参数为

$$\begin{aligned} Q_{13} &= az_1 S_n \operatorname{sgn}(h_1 - h_3) (2g / |h_1 - h_3|)^{1/2}, \\ Q_{32} &= az_3 S_n \operatorname{sgn}(h_3 - h_2) (2g / |h_3 - h_2|)^{1/2}, \\ Q_{20} &= az_2 S_n (2gh_2)^{1/2}, \end{aligned} \quad (15)$$

$A = 0.0154 \text{ m}^2, S_n = 5 \times 10^{-5} \text{ m}^2, Q_{1\max} = Q_{2\max} = 100 \text{ ml/s}, h_{\max} = 0.62 (\pm 0.01) \text{ m}, g = 9.81 \text{ m/s}^2, az_1^0 = 0.5, az_2^0 = 0.6, az_3^0 = 0.5, Q_1 = Q_2 = 4.5 \times 10^{-5} \text{ m}^3/\text{s}.$

采用欧拉离散化方法将系统模型等效为

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + tA(x) + tBu(k) + w(k), \\ y(k) = [x_1(k) \quad x_2(k) \quad x_3(k)]^T + v(k). \end{cases} \quad (16)$$

其中: $t = 0.054$ 是抽样间隔; $w(k) \sim N(0, 2 \times 10^{-4})$ 和 $v(k) \sim N(0, 1 \times 10^{-4})$ 分别为过程噪声和观测噪声; 仿真时间是 200 t ; T_1, T_2 和 T_3 液面高度的初始值分别为 $h_1^0 = 0.4 \text{ m}, h_2^0 = 0.3 \text{ m}, h_3^0 = 0.35 \text{ m}.$

4.2 仿真结果

对系统加入参数故障, 假定 az_2 依照下式变化:

$$az_2 = \begin{cases} 0.6, & 0 < k < 20; \\ az_2^0 + (k - 20) \times 0.06, & 20 < k < 80; \\ 4.2, & 80 < k < 200. \end{cases} \quad (17)$$

az_2 的变化可引起系统状态的变化, 尤其是对状态分量 h_2 的影响较大. 故障状态 o 定义为

$$o \triangleq \left\{ \left| \frac{h_k - h_k^0}{h_k^0} \right| > 0.1 \right\}, \quad k = 1, 2, 3. \quad (18)$$

将系统状态的 3 个分量依次按照上式进行对比, 以判断系统是否发生故障, 进行预报.

实验中粒子的规模为 $N = 1000, p = 5$, 初始粒子满足 $X_0 \sim N([h_1^0 \quad h_2^0 \quad h_3^0]^T, 10^{-2})$.

图 4 为系统正常情况下, SP 故障预报算法对系统状态和故障预测概率的估计情况.

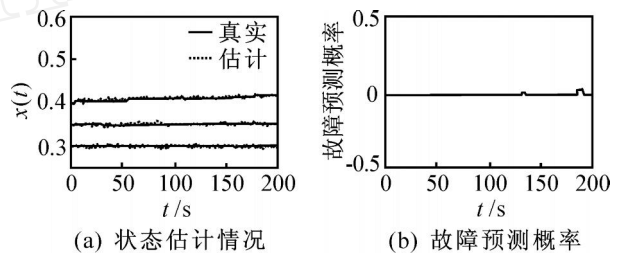


图 4 正常系统

当 az_2 随时间变化时, 系统发生故障. 图 5(a) 表示 SP 故障预报算法在系统正常和故障两种情况下对状态的估计情况. 图 5(b) 为系统故障时 SP 和 SIR 两种故障预报算法的故障预测概率.

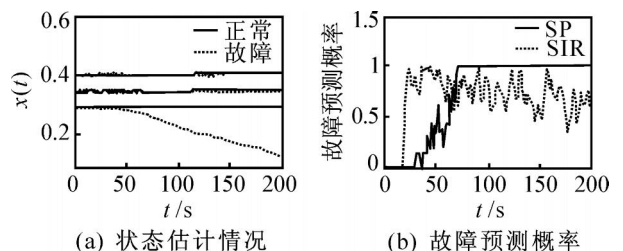


图 5 故障系统

az_2 随时间变化时, 对于 h_2 的影响最显著. 为验证基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法的故障预测能力, 从图 5 中提取系统发生故障前后时间段内 h_2 和故障预测概率的值, 见表 4. 其中 $\text{time} [62, 71], \text{prob}$ 为 p 步前向故障预测概率的加权值.

表 4 故障预测概率

time	62	63	64	65	66
h_2	0.2783	0.2742	0.2761	0.2723	0.2742
prob	0.3709	0.4526	0.5250	0.5734	0.6425
time	67	68	69	70	71
h_2	0.2705	0.2717	0.2685	0.2698	0.2666
prob	0.7211	0.7133	0.8326	1.0000	1.0000

4.3 结果分析

系统正常工作时,从图 4 可见,系统状态的真实值和估计值吻合很好,系统故障预测概率虽然有小的突起,但都远远小于 0.5,可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法能对正常工作的系统进行准确的预测。

当 a_{z_2} 随时间变化时,状态值 x 的 h_2 分量逐渐偏离正常值,即系统发生故障。从图 5(a) 可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预测算法能很好地跟踪系统状态的变化情况。在图 5(b) 中,SIR 故障预报算法预测的概率具有较大的振荡,不能准确地估计系统将要发生的故障。根据式(18)可知,在 $t = 69$ t 时,系统已经进入故障状态。结合表 4 和图 5,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法在 $t = 64$ t 时,预测概率超过 0.5,且逐渐增加。直到 $t = 70$ t 时,故障预测概率增加至 1。可见,基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法能及时准确地预测系统即将发生的故障。

5 结 论

将粒子滤波器应用于故障预报首先要解决的问题就是提高算法的跟踪能力,而影响算法跟踪能力的主要因素是粒子退化和粒子耗尽。对于估计那些较长时间维持不变的量时,粒子耗尽的影响尤为严重,而故障预测概率正是属于这种类型。对此,本文提出了一种基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法。仿真结果表明,随机摄动粒子滤波算法是有效的,且在跟踪能力、运行时间、计算精度、抑制退化和改善粒子多样性等方面均优于 SIR 粒子滤波算法;基于随机摄动粒子滤波器的故障预报算法对于系统状态具有很强的跟踪能力,与 SIR 故障预报算法相比,能更及时准确地对系统故障进行预报。

参考文献(References)

[1] 陈敏泽,周东华. 动态系统的故障预报技术[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 819-820.
(Chen M Z, Zhou D H. Fault prediction techniques for dynamic systems[J]. Control Theory and Application,

2003, 20(6): 819-820.)
[2] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-362.
(Hu S Q, Jing Z L. Overview of particle filter algorithm [J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-362.)
[3] William Ng, Jack Li, Simon Godsill, et al. A review of recent results in multiple target tracking[C]. Proc of the 4th Int Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. Zagreb, 2005: 40-45.
[4] Cheng Chang, Rashid Ansari. Kernel particle filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 242-245.
[5] Tadesse Ghirmai, Mónica F Bugallo, Joaquín Míguez, et al. A sequential monte carlo method for adaptive blind timing estimation and data detection[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(8): 2855-2865.
[6] Tao Wei, Huang Yufei, Philip Chen. Particle filtering for adaptive sensor fault detection and identification[C]. Proc of the 2006 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Orlando, 2006: 3807-3812.
[7] Petar M Djurić, Jayesh H Kotecha, Jianqui Zhang, et al. Particle filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19-38.
[8] Cody Kwok, Dieter Fox, Marina MeilÅ. Real-time particle filters[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 471-472.
[9] Chen M Z, Zhou D H. Particle filtering based fault prediction of nonlinear systems [C]. IFAC Symposium Proc of Safe Process. Washington: Elsevier Science, 2001: 2971-2977.
[10] 莫以为,萧德云. 进化粒子滤波算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 269-270.
(Mo Y W, Xiao D Y. Evolutionary particle filter and its application [J]. Control Theory and Application, 2005, 22(2): 269-270.)
[11] Wang Weir-hui, Peng Zhao, Zhou Dong-hua. State estimation of a class of hybrid systems in the presence of unknown mode transition [J]. Acta Automatic Sinica, 2005, 31(3): 456-457.

(上接第 283 页)

[27] Chua L O, Kang S M. Section-wise piecewise linear functions: Canonical representation, properties, and applications[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1977, 30(3): 125-140.
[28] Breiman L. Hinging hyperplanes for regression,

classification, and function approximation [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1993, 39(3): 999-1013.
[29] Lin J N, Unbehauen R. A generalization of canonical piecewise-linear functions[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1994, 41: 345-347.