

非线性系统故障诊断的粒子滤波方法

张玲霞¹,刘志仓¹,王 辉¹,齐会云¹,胡 旦²

(1. 西安电子科技大学空间科学与技术学院,陕西西安 710126;2. 电子科技大学自动化工程学院,四川成都 611731)

摘 要: 针对粒子滤波存在粒子退化问题,提出一种基于无迹卡尔曼滤波和部分重采样的改进的粒子滤波算法.通过无迹卡尔曼滤波产生重要性分布函数和使用部分重采样算法进行重采样,以丰富粒子的多样性.并针对非线性系统故障诊断中非高斯背景下,似然函数检测量难以导出的问题,提出一种基于多模型和似然函数值的诊断方法.仿真结果表明:改进的滤波算法的估计精度优于标准的粒子滤波算法及其现有的两种改进算法,提出的故障诊断方法能够做到快速检测与准确隔离.

关键词: 故障诊断; 粒子滤波; 无迹卡尔曼滤波; 非线性系统; 似然函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)03-0615-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.031

Particle Filter Method for Fault Diagnosis in Nonlinear System

ZHANG Ling-xia¹, LIU Zhi-cang¹, WANG Hui¹, QI Hui-yun¹, HU Dan²

(1. School of Aerospace Science & Technology, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710126, China;

2. College of Automation Engineering, UESTC, Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract: In order to solve particle degeneracy problem, we present an improved particle filter algorithm based on unscented Kalman filter and partial resampling algorithm. By using unscented Kalman filter to generate importance distribution function and partial resampling algorithm to resample particles, the method enriches the diversity of the particles. Furthermore, to solve the problem which likelihood detection statistics is obtained with difficulty in typically nonlinear and non-Gaussian, a fault diagnosis method based on the multiple model and the likelihood is proposed. Simulation results show the precision of the presented filter algorithm outperforms that of the standard particle filter and the improved particle filter existed in the filter system, and the proposed fault diagnosis method can detect fault quickly and isolate accurately.

Key words: fault diagnosis; particle filter; unscented Kalman filter; nonlinear system; likelihood

1 引言

目前对于线性动态系统的滤波问题,已经形成了比较成熟的理论和方法,卡尔曼滤波 KF(Kalman Filter)是其中典型的代表.扩展卡尔曼滤波 EKF(Extended Kalman Filter)是 KF 在非线性的扩展,但是对于强非线性系统容易造成算法不收敛的情况.无迹卡尔曼滤波 UKF(Unscented Kalman Filter)^[1]与 EKF 将非线性问题近似线性化处理不同,UKF 对非线性函数的概率密度分布进行了近似,比 EKF 适用范围更广.但是不论 KF、EKF 还是 UKF,都必须服从高斯噪声的假设.然而实际的系统都存在着非线性特性,甚至是强非线性,并且受到非高斯噪声的干扰.对于非线性非高斯系统的滤波问题,上述方法具有很大的局限性.

粒子滤波 PF(Particle Filter)^[2]是基于贝叶斯滤波的非线性滤波方法,适用于任何非线性系统,并且对系统的噪声没有任何限制,可以逼近状态的最优估计.粒子滤波的主要问题是存在粒子退化现象,即经过多步迭代之后,大部分粒子的权值变得非常小,造成大量的计算浪费在小权值粒子上.1993 年 Gordon^[3]等人提出重采样算法,一定程度上解决了粒子退化问题,但也带来了粒子易丧失多样性和计算量大等问题.同时,粒子滤波算法选择了先验概率分布作为重要性分布函数,没有考虑到最新的观测信息.为了解决这些问题,目前已有的改进的粒子滤波算法有:将 EKF 和粒子滤波结合的 PF-EKF^[4]、将 UKF 和粒子滤波结合的 PF-UKF^[5]、将重采样算法和粒子滤波方法结合的改进算法^[6]等.

粒子滤波理论应用于非线性系统的故障诊断,能较

好地解决似然比检测法在非高斯条件下难以构造检测统计量的问题. Kadirkamanathan^[7]首次将粒子滤波引入非线性系统的故障诊断中,并在文献[8]中指出其诊断性能优于EKF的诊断性能.但是该文仅涉及故障检测,没有故障隔离. Alrowaie^[9]为了克服文献[8]中存在的一些问题,提出了一种新的似然比方法,需要同时运行多个粒子滤波器,计算量随着故障种类的增加线性递增.本文在前人的基础上,将UKF、部分重采样和粒子滤波结合起来,提出一种改进的粒子滤波算法,并基于此改进算法提出一种结合多模型和似然函数值的故障诊断方法.

2 改进的粒子滤波算法

2.1 算法思想

目前粒子滤波算法的改进策略主要从两个方面考虑:一是选择合适的重要性分布函数;二是提高重采样的效率.粒子滤波算法将状态的先验概率分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 作为重要性分布函数,虽然从先验分布中采样比较简单,但是没有充分利用最新的观测值.本文使用UKF生成重要性分布函数,使采样粒子的分布更加符合实际的状态分布.当粒子退化比较严重时,使用部分重采样对粒子进行重采样.部分重采样首先设置一个高权值阈值 ω_h 和一个低权值阈值 ω_l ,权值适中的粒子比较稳健,通常不需要进行重采样,重采样只在权值较大和权值较小的粒子中进行.两个阈值 ω_h 和 ω_l 的选取直接影响着重采样算法的运算时间和粒子的多样性,文献[10]给出了几组常用的阈值, $\omega_h = \left[\frac{2}{N}, \frac{5}{N}, \frac{10}{N} \right]$, $\omega_l = \left[\frac{1}{2N}, \frac{1}{5N}, \frac{1}{10N} \right]$, 其中 N 为粒子总数.

2.2 算法步骤

假设非线性系统动态空间模型描述如下.

$$\text{状态方程: } \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$$\text{观测方程: } \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$ 表示 k 时刻的系统状态, $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$ 表示 k 时刻的系统观测值; $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^n$ 表示过程噪声, $\mathbf{v}_k \in \mathbf{R}^m$ 表示测量噪声; 映射 $f: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \mapsto \mathbf{R}^n$ 和 $h: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \mapsto \mathbf{R}^m$ 为有界的非线性映射.

改进粒子滤波算法步骤如下:

步骤 1 初始化 $k=0$, 从初始分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 中采样 N

个粒子 $\{\mathbf{x}_0^{(i)}\}_{i=1}^N$, 令:

$$E(\mathbf{x}_0^{(i)}) = \bar{\mathbf{x}}_0^{(i)}$$

$$\mathbf{P}_0^{(i)} = E((\mathbf{x}_0^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_0^{(i)})(\mathbf{x}_0^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_0^{(i)})^T)$$

$$\mathbf{x}_0^{(i)a} = [(\bar{\mathbf{x}}_0^{(i)})^T, 0, 0]^T$$

$$\mathbf{P}_0^{(i)a} = E[(\mathbf{x}_0^{(i)a} - \bar{\mathbf{x}}_0^{(i)a})(\mathbf{x}_0^{(i)a} - \bar{\mathbf{x}}_0^{(i)a})^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0^{(i)} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{Q} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{R} \end{bmatrix}$$

其中 \mathbf{Q} , \mathbf{R} 分别是过程噪声和观测噪声的方差.

步骤 2 利用 UKF 更新粒子.

(1) 采样 Sigma 点

根据比例对称采样 SUT, 可以得到 Sigma 点集:

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)a} = [\boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)x}, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)w}, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)v}]$$

$$= [\bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a}, \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a} + \sqrt{(n_a + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}^{(i)a}}, \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a} - \sqrt{(n_a + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}^{(i)a}}]$$

其中, $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$, α 确定 $\bar{\mathbf{x}}$ 周围 Sigma 点的分布, 通常设为一个较小的正数(例如, $1E^{-4} < \alpha \leq 1$), κ 是比例参数, 通常设置为 0 或者 $3 - n$ (对高斯分布最优).

(2) 时间更新

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)x} = f(\boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)x}, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)w})$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{i=0}^{2n_a} \mathbf{W}_i^{(m)} \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^{(i)x}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{i=0}^{2n_a} \mathbf{W}_i^{(c)} [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^{(i)x} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}] [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^{(i)x} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}]^T$$

$$\mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)} = h(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^{(i)x}, \boldsymbol{\chi}_{k-1}^{(i)v})$$

其中, $\mathbf{W}_i^{(m)}$, $\mathbf{W}_i^{(c)}$ 分别表示 Sigma 点均值和方差的权值.

(3) 测量更新

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{i=0}^{2n_a} \mathbf{W}_i^{(c)} [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{(i)}] [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{(i)}]^T$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{i=0}^{2n_a} \mathbf{W}_i^{(c)} [\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}^{(i)x} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}] [\mathbf{y}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{(i)}]^T$$

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{y}_{k|k-1}^{(i)}$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k^{(i)} = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)} (\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}^{(i)})$$

$$\mathbf{P}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} (\mathbf{K}_k^{(i)})^T$$

其中, \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益.

步骤 3 从 UKF 生成的重要性分布函数里重新采样粒子.

$$\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_0^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k}) = N(\bar{\mathbf{x}}_k^{(i)}, \mathbf{P}_k^{(i)})$$

步骤 4 计算粒子权值并归一化.

$$\text{粒子权值 } \omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_0^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k})}$$

$$\text{权值归一化 } \omega_k^i = \frac{\omega_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^N \omega_{k-1}^i}$$

步骤 5 部分重采样.

根据两个阈值 ω_h 和 ω_l , 按权值将粒子分成 A, B 两组, 其中 A 组粒子集 $\{\mathbf{x}_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 是需要进行重采样的.

$$\text{权值的均值为 } \bar{\omega}_k = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_k^i}{N_s}$$

对粒子的权值进行调整: $\omega_k^i = \frac{K-1}{K} \omega_k^i + \frac{\bar{\omega}_k}{K}$, 其中 $K(K > 1)$ 为比例系数.

对权值调整后的粒子使用系统重采样算法进行重采样,得到采样后的粒子集为 $\left\{ \mathbf{x}_k^i, \frac{1}{N_s} \right\}_{j=1}^{N_s}$, 所有粒子集为

$$\left\{ \mathbf{x}_k^i, \omega_k^i \right\}_{j=1}^N = \left\{ \mathbf{x}_k^i, \frac{1}{N_s} \right\}_{j=1}^{N_s} \cup \left\{ \mathbf{x}_k^i, \omega_k^i \right\}_{j=1}^{N-N_s}$$

步骤 6 状态输出.

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{x}_k^i$$

3 基于多模型和似然函数值的故障诊断方法

3.1 似然函数值的计算

结合提出的改进粒子滤波算法,下面提出一种基于多模型和似然函数值的故障诊断方法.已知系统的正常模式和 n 个故障模式的模型,即

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^{(m)} = f^{(m)}(\mathbf{x}_{k-1}^{(m)}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k^{(m)} = h^{(m)}(\mathbf{x}_k^{(m)}) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (3)$$

$m=0,1,\dots,n$ 代表一个正常模式 ($m=0$) 和 n 个故障模式,每个模型设计一个粒子滤波器去监控.

获得 k 时刻的最新观测值 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 后,计算第 m 个模式的似然函数值如下.

每个粒子的似然函数值 $L_k^{(m)}(i)$ 计算为:

$$L_k^{(m)}(i) = p(\mathbf{y}_k^i = \hat{\mathbf{y}}_k | \mathbf{x}_k^i) = p(h^{(m)}(\mathbf{x}_k^i) + \mathbf{v}_k = \hat{\mathbf{y}}_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (4)$$

因为 \mathbf{v}_k 和 \mathbf{x}_k^i 是相互独立的,式(4)可写成:

$$L_k^{(m)}(i) = p(\mathbf{v}_k = \hat{\mathbf{y}}_k - h^{(m)}(\mathbf{x}_k^i)) \quad (5)$$

而 \mathbf{v}_k 的分布 p_v 是已知的,因而通过式(5)可以计算出每个模式的似然函数值.

3.2 故障检测与故障隔离

如图 1 所示,故障诊断主要分成两个步骤:故障检测和故障隔离.

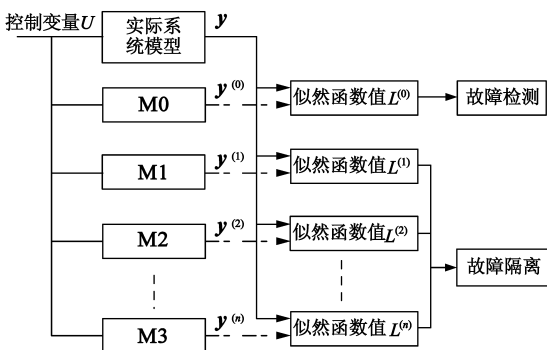


图1 基于多模型和似然函数值的故障诊断原理框图

3.2.1 故障检测

如图 1,通过 $L^{(0)}$ 进行故障检测.从式(5)可知,当系

统一直处于正常模式时, $h^{(0)}(\mathbf{x}_k^i)$ 和 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 差值就比较小.如果系统发生了故障, $h^{(0)}(\mathbf{x}_k^i)$ 和 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 差值就比较大,导致每个粒子的 $L_k^{(0)}(i)$ 发生变化.利用 $L_k^{(0)}(i)$ 的变化实现故障检测,主要步骤如下:

(1)重要性采样

从 UKF 生成的重要性分布函数中抽取新的粒子集 $\left\{ \mathbf{x}_k^i \right\}_{i=1}^N$.

(2)计算似然函数值

得到 k 时刻系统状态观测值 $\hat{\mathbf{y}}_k$ 后,计算各粒子的似然函数值:

$$L_k^{(0)}(i) = p(\mathbf{y}_k^i = \hat{\mathbf{y}}_k | \mathbf{x}_k^i) \quad (6)$$

求全部粒子的似然函数值 $L_k^{(0)}(i)$ 的均值:

$$L_k^{(0)} = \text{SUM}[\{L_k^{(0)}(i)\}_{i=1}^N] / N \quad (7)$$

求最近 W (滑动窗宽) 个时刻里 $L_k^{(0)}$ 的对数之和:

$$S_k^{(0)} = \text{SUM}[\{-\ln(L_j^{(0)})\}_{j=k-W+1}^k] \quad (8)$$

(3)故障检测

如果 $S_k^{(0)}$ 大于阈值,则判断系统发生故障,否则未发生故障.

3.2.2 故障隔离

根据 n 个故障模式的粒子滤波计算似然函数值 $L_k^{(m)}(m=1,2,\dots,n)$,并计算 W 个时刻里 $L_k^{(m)}$ 的对数之和 $S_k^{(m)}$,通过比较每个模式的 $S_k^{(m)}$ 的大小来进行故障隔离,假设 $S_k^{(i)}$ 是最小的,则判断系统发生了第 i 类模式的故障.

4 仿真分析

采用文献[5]的非线性系统进行仿真分析.系统描述如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = 1 + \sin(0.04\pi k) + 0.5\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = \begin{cases} 0.2\mathbf{x}_k^2 + \mathbf{v}_k & t \leq 30 \\ 0.5\mathbf{x}_k - 2 + \mathbf{v}_k & t > 30 \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

其中, \mathbf{x}_k 为 k 时刻系统的状态,初始状态 $\mathbf{x}_0 = 1$, \mathbf{y}_k 为状态 \mathbf{x}_k 的观测值. \mathbf{u}_k 是系统噪声, \mathbf{v}_k 是观测噪声. $a = 25$, $b = 8$,粒子数 N 取 1000. SUT 变换中参数设置为 $\alpha = 1$, $\kappa = 0$, $\beta = 2$. 部分重采样阈值分别取为 $5/N$ 和 $1/5N$ (见文献[7]).

4.1 算法性能比较

为验证算法可行性和有效性,采用均方根误差:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}^*(t)]^2} \quad (10)$$

其中 T 为仿真时间长度, $\mathbf{x}(t)$ 为 t 时刻真实的状态值, $\mathbf{x}^*(t)$ 为 t 时刻算法估计的状态值.

(1)高斯噪声情况

设过程噪声 $\mathbf{u}_k \sim N(0, 1)$, 观测噪声 $\mathbf{v}_k \sim$

$N(0, 0.00001)$. 初始先验概率密度 $p(\mathbf{x}_0) \sim N(0, 1)$. 一次运行结果的状态估计和绝对误差如图 2 和图 3 所示.

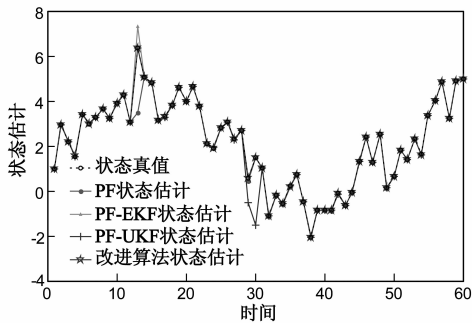


图2 高斯噪声下不同粒子滤波算法的状态估计

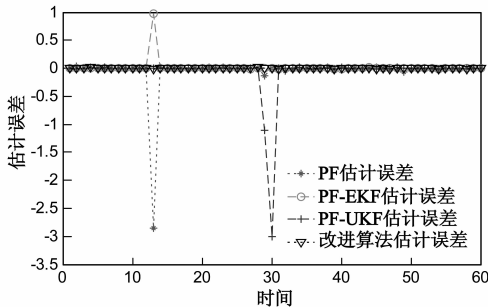


图3 高斯噪声下不同粒子滤波算法的状态估计误差

运行 100 次仿真试验, 不同粒子滤波算法的 RMSE 均值、方差及平均运行时间见表 1.

表 1 高斯噪声下不同粒子滤波算法的 RMSE 比较

算法	RMSE 均值	RMSE 方差	平均运行时间
PF ^[5]	0.29418	0.03174	0.36054
PF-EKF ^[5]	0.27647	0.03263	0.83942
PF-UKF ^[5]	0.20696	0.04147	6.4146
改进算法	0.20002	0.03263	4.9879

(2) 非高斯噪声情况

与文献[5]中条件相同, 假设 \mathbf{u}_k 服从参数为 $g_1 = 3, g_2 = 2$ 的伽马分布 $\mathbf{u}_k \sim \mathcal{G}_a(g_1, g_2)$, 观测噪声 $\mathbf{v}_k \sim N(0, 0.00001)$. 运行 100 次仿真试验, 不同粒子滤波算法的 RMSE 均值、方差及平均运行时间见表 2(图略).

表 2 非高斯噪声下不同粒子滤波算法的 RMSE 比较

算法	RMSE 均值	RMSE 方差	平均运行时间
PF ^[5]	0.43097	0.06202	0.64926
PF-EKF ^[5]	0.2960	0.01110	4.11100
PF-UKF ^[5]	0.07211	0.00666	7.57130
改进算法	0.06866	0.00646	7.09710

从表 1 和表 2 可以看出, 系统噪声服从高斯噪声或非高斯噪声时, 仿真结果的结论基本一致: PF 对状态估计误差较大, 但相对运行时间较短, 说明算法复杂度较小. PF-UKF 和本文算法估计误差均值和方差相对较小,

但相应的运行时间较长, 说明计算复杂度较高. 总的来说, 仍然比标准粒子滤波及其改进的 PF-EKF 与 PF-UKF 算法滤波精度较高、稳定性较好.

我们也对文献[3]中的非线性系统采用同样的方法进行了仿真验证. 系统模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = 0.5\mathbf{x}_{k-1} + a \frac{\mathbf{x}_{k-1}}{1 + \mathbf{x}_{k-1}^2} + b \cos(1.2(k-1)) + \mathbf{u}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{x}_k^2/20 + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (11)$$

其中, \mathbf{x}_k 为 k 时刻系统的状态, \mathbf{y}_k 为状态 \mathbf{x}_k 的观测值. \mathbf{u}_k 是系统噪声, \mathbf{v}_k 是观测噪声. $a = 25, b = 8$, 粒子数 N 取 200.

仿真结论与上面例子基本相同, 说明本文方法是有效和可行的.

4.2 改进算法在故障诊断中的应用

针对式(11)表示的系统, 设置系统的故障模式如表 3 所示, 这里考虑了三种突变故障模式, M1, M2 是单故障模式, M3 是多故障模式. 因此, 需要设计 4 个粒子滤波器独立地监控每一种模式.

表 3 故障模式表

模式类型	模式描述	模型
M0	正常模式	$a^{(0)} = 25, b^{(0)} = 8$
M1	故障模式 1, 参数 b 发生故障	$a^{(1)} = a^{(0)}, b^{(1)} = 1.5b^{(0)}$
M2	故障模式 2, 参数 a 发生故障	$a^{(2)} = 0.5a^{(0)}, b = b^{(0)}$
M3	故障模式 3, 参数 a, b 同时发生故障	$a^{(2)} = 0.5a^{(0)}, b = 1.5b^{(0)}$

对故障模式 M1 进行仿真分析. 仿真时间设为 200, 假设在 $t = 100$ 时刻发生故障, 即系统的实际状态从 M0 跳变到 M1. 噪声设置同 4.1 中(2)非高斯噪声情况.

设置合理的阈值是快速检测或提高检测性能的主要因素之一. 本文采取滑动窗方法检测故障, 增加了检测方法的稳健性, 但是相应的造成检测时间延迟. 在实际应用中为能够快速检测故障, 应根据实际情况选取合适的阈值, 这里阈值选为 50.

采用本文提出的算法, 首先, 启动检测粒子滤波器. 滑动窗宽度 W 取为 5. 由式(8)计算到 k 时刻为止滑动窗内的 $S_k^{(0)}$, 当 $S_k^{(0)} > 50$ 时, 检测到系统发生故障. 系统运行结果见图 4. 从图 4 可以看出: 系统正常运行时, $L_k^{(0)}$ 比较小, 发生故障时 $L_k^{(0)}$ 变得很大. 检测到故障后, 启动其它故障模式的粒子滤波器进行隔离定位. 图 5 是运行各故障模式粒子滤波器的结果. M2、M3 模式的 $S_k^{(0)}$ 均比较大, 而 M1 的 $S_k^{(0)}$ 是最小的, 故判断 M1 故障模式发生.

故障模式 M2 和 M3 的诊断和隔离过程与 M1 类似,

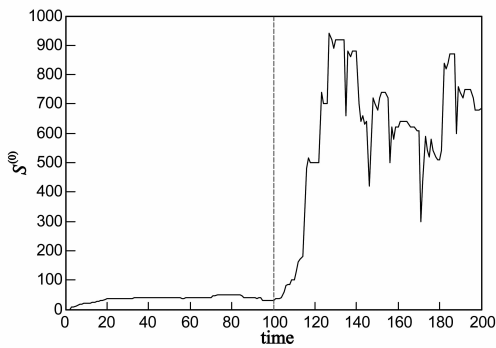


图4 故障检测结果

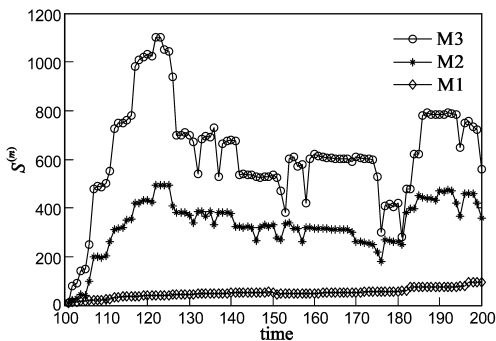


图5 故障隔离结果

本文不再赘述。

一般地,系统发生多故障的概率是比较小的,若要考虑多故障模式,只需将该故障模式添加到故障集中,再设计一个粒子滤波器去监控,本文方法同样适用。

5 结束语

将粒子滤波算法应用于非线性系统故障诊断,首先要解决的问题是提高粒子滤波算法对状态估计的能力,而提高算法性能主要从选择合适的重要性分布函数和提高重采样的效率两方面考虑。为此,本文提出了一种改进的粒子滤波算法以及基于此算法的非线性系统故障诊断方法。通过仿真分析,不论是非线性高斯系统还是非线性非高斯系统,改进的算法比标准粒子滤波对状态均有更高的估计精度。提出的基于多模型和似然函数值的故障诊断方法能够快速检测到故障,并进行准确隔离。

参考文献

- [1] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401 – 422.
- [2] Crisan D, O Obanubi. Particle filters with random resampling times[J]. Stochastic Processes and Their Application, 2012, 122(4): 1332 – 1368.

- [3] Gordon N, Salmond D, Smith A. Novel approach to nonlinear and non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107 – 113.
- [4] 刘先省, 胡振涛, 等. 基于粒子优化的多模型粒子滤波算法[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 301 – 306.
LIU Xian-xing, HU Zhen-tao, et al. A novel multiple model particle filter algorithm based on particle optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 301 – 306. (in Chinese)
- [5] Van der Merwe R, Doucet A, et al. The Unscented Particle Filter[EB/OL]. <http://citeseer.ist.psu.edu/325754.html>, 2006-11-16.
- [6] 王首勇, 于兴伟. 一种基于粒子滤波的雷达目标似然比检测测方法[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 503 – 506.
WANG Shou-yong, YU Xing-wei. A likelihood ratio detection method of radar target based on particle filtering[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3): 503 – 506. (in Chinese)
- [7] Kadiramanathan V, Li P, Jaward M H, et al. A sequential Monte Carlo filtering approach to fault detection and isolation in nonlinear systems[A]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control 2000[C]. Sydney, Australia: IEEE, 2000. 4341 – 4346.
- [8] Kadiramanathan V, Li P, Jaward M H, et al. Particle filtering-based fault detection in nonlinear stochastic systems[J]. International Journal of Systems Science, 2002, 33(4): 259 – 265.
- [9] F Alrowaie, R B Gopaluni, K E Kwok. Fault detection and isolation in stochastic non-linear state-space models using particle filters[J]. Control Engineering Practice, 2012, 20(10): 1016 – 1032.
- [10] Bolic M, Djuric P M, Sangjin Hong. New resampling algorithms for particle filters[A]. Proc of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)[C]. Hong Kong: IEEE Press, 2003. 589 – 592.

作者简介



张玲霞 女, 1965年生, 陕西乾县人. 西安电子科技大学空间科学与技术学院副教授, 硕士, 博士, 主要从事综合测试与故障诊断、多传感器信息融合、可靠性理论与应用等方面的研究工作。

E-mail: zlxnp@163.com

刘志仓 男, 1989年生, 江西瑞金人. 西安电子科技大学空间科学与技术学院硕士生, 主要研究方向: 综合测试与故障诊断。

E-mail: liuzhicang@126.com