

文章编号: 1001-0920(2004)02-0153-04

## 非线性系统在线执行器故障诊断

贾明兴<sup>1,2</sup>, 王福利<sup>1</sup>, 郭晓萍<sup>1</sup>

(1 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2 沈阳大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110044)

**摘要:** 针对一类含模型不确定性的非线性系统, 提出了执行器故障检测与诊断的在线估计器设计方法, 给出了故障诊断结构与算法, 并分析了鲁棒性、灵敏度和稳定性。仿真结果验证了该方法的正确性。

**关键词:** 故障诊断; 执行器; 神经网络逼近器; 鲁棒性; 灵敏度

中图分类号: TP277

文献标识码: A

## On-line actuator fault diagnosis for a class of nonlinear system

JIA Ming-xing<sup>1,2</sup>, WANG Fu-li<sup>1</sup>, GUO Xiao-ping<sup>1</sup>

(1. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. School of Information Science and Engineering, Shenyang University, Shenyang 110044, China Correspondent: JIA Ming-xing, E-mail: jmxjmxjmx888@sina.com)

**Abstract:** A new on-line actuator fault detection and diagnosis method for a class of nonlinear system with modeling uncertainties are proposed. Only the inputs and outputs of the system can be measured. The faults are assumed to be functions of the inputs and the states of the system. A nonlinear on-line approximator based RBF neural network is utilized to monitor the faults and estimate the fault value and characteristic. The construction and the learning algorithm of the on-line approximator are presented. The stability, sensitivity and robustness of the fault diagnosis scheme are proved. Finally, a simulation example is given to illustrate the effectiveness of the method.

**Key words:** fault diagnosis; actuator; neural network approximator; robustness; sensitivity

### 1 引言

近年来, 故障诊断技术得到了广泛研究, 其方法主要有基于参数估计的方法<sup>[1]</sup>、状态观测器方法<sup>[2,3]</sup>、数据分析方法<sup>[4]</sup>和神经网络方法<sup>[5]</sup>等。其中对观测器方法的研究较为深入, 其核心是利用观测器输出与实际输出进行比较得到残差, 进而判断系统是否发生故障。文献[6]提出了用两个观测器进行故障诊断, 一个用于检测故障, 另一个用于诊断故障; 文献[7]针对非线性系统提出了自适应观测器方法, 实现了单一观测器故障检测与诊断, 但未解决鲁棒性问题。

目前, 基于观测器方法主要集中在非线性系统

上, 并着重解决不完全建模及未知输入的鲁棒性问题<sup>[8,9]</sup>。另外, 故障在系统中大多表现为时变非线性, 对其诊断研究相对较少。文献[10]针对不确定非线性系统的非线性故障, 利用观测器技术和神经网络技术实现了鲁棒故障诊断。但其考虑的非线性系统要求状态可测, 限制了应用范围; 另外, 故障为指数型变化, 不能代表所有故障形式。

本文针对一类状态可观测的含模型不确定性的非线性系统, 对于任意变化的执行器非线性故障情形, 构造了带有神经网络故障逼近单元的状态观测器, 神经网络权值通过输出估计误差调整, 最终达到在线实时故障检测与诊断。

收稿日期: 2002-11-08; 修回日期: 2003-01-20

**作者简介:** 贾明兴(1972—), 男, 辽宁凌源人, 博士生, 从事控制系统故障检测与诊断的研究; 王福利(1957—), 男, 辽宁辽阳人, 院长, 教授, 博士生导师, 从事控制系统故障诊断与容错、系统优化等研究。

### 2 系统描述

考虑如下非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + \Phi(x, U) + \eta(x, U), \\ U = Bu + f(x, u, t), \\ y = Cx + \zeta(x, u). \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $x \in R^n$  为系统状态变量;  $u \in R^m$  为系统输入;  $U \in R^m$  为执行器输出;  $y \in R^l$  为系统输出;  $A \in R^{n \times n}$ ,  $B \in R^{m \times m}$  和  $C \in R^{l \times n}$  为系统常数矩阵, 且有  $l < n$ ;  $\Phi(x, U)$  为  $R^n \times R^m \rightarrow R^n$  的系统非线性部分, 是输入  $u$  和状态  $x$  的非线性函数;  $\eta(x, U)$  为  $R^n \times R^m \rightarrow R^n$  的系统不确定部分, 用于描述由模型参数误差和干扰引起的关于输入  $u$  和状态  $x$  的非线性函数;  $\zeta(x, u)$  为  $R^n \times R^m \rightarrow R^l$  的测量误差;  $f(x, u, t)$  为  $R^n \times R^m \times R \rightarrow R^m$  执行器故障函数

为了进一步分析, 式(1)所描述的非线性系统需满足如下假设:

- 假设 1 故障发生后, 系统状态仍保持有界, 即  $\|x(t)\| \leq L$ .
- 假设 2 系统输入保持有界, 即  $\|u\| \leq u_d$ .
- 假设 3 矩阵对  $(A, C)$  是可观测的
- 假设 4 非线性函数  $\Phi(x, U)$  满足 Lipschitz 条件, 即有

$$\|\Phi(x_1, U) - \Phi(x_2, U)\| < k \|x_1 - x_2\|. \quad (2)$$

假设 5 系统不确定部分  $\eta(x, U)$  是有界的, 即有

$$\|\eta(x, U)\| \leq \eta_0, \forall (x, U) \in R^n \times R^m, \quad (3)$$

$$\|\zeta(x, U)\| \leq \zeta_0, \forall (x, U) \in R^n \times R^m, \quad (4)$$

其中  $\eta_0$  和  $\zeta_0$  为已知常数

### 3 非线性故障诊断设计

非线性故障诊断由两部分组成, 即状态估计和参数自适应学习算法. 该方法不仅能检测系统故障的发生, 而且能利用在线神经网络逼近器辨识系统故障

对于系统(1), 考虑如下非线性状态估计结构:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + \Phi(\hat{x}, Bu + N(y, u; \hat{w})) + h(y - C\hat{x}), \\ \hat{y} = C\hat{x}. \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\hat{x} \in R^n$  为状态估计向量, 且  $\hat{x}(0) = x(0)$ ;  $\hat{y} \in R^l$  为输出估计向量;  $h \in R^{n \times l}$  为观测增益矩阵,  $h$  的选择是使  $A - hC$  为严格 Hurwitz 的;  $N(y, u; \hat{w})$  为神经网络估计器, 用于在线估计故障, 网络输入是系统输入  $u$  和输出  $y$ , 并假设故障在  $t = T > 0$  时刻发生;  $\hat{w} \in R^q$  为神经网络在线调整权值, 其理想值为

$w$ , 初始值  $\hat{w}(0) = w_0$  选为  $N(y, u; w_0) = 0, \forall (y, u) \in R^l \times R^m$ , 对应于系统没有故障发生; 当故障发生后, 网络权值  $\hat{w}$  将以一定的学习算法自动调整, 使得函数  $N(y, u; \hat{w})$  逼近实际故障函数  $f(x, u, t)$ . 算法如下:

$$\dot{\hat{w}} = \Gamma Z^T L D [\tilde{y}] \quad (6)$$

式中:  $\tilde{y} = y - \hat{y}$  为输出估计误差;  $\Gamma$  为正定对称矩阵, 即为学习率;  $Z \in R^{n \times q}$  由以下方程给出:

$$Z = \frac{\partial \Phi(x, U)}{\partial U} \frac{\partial N(y, u; \hat{w})}{\partial \hat{w}}, \quad (7)$$

而  $L, C$  满足 Lyapunov 方程

$$A_0^T P + P A_0 = -Q, P = L C. \quad (8)$$

式中  $P$  和  $Q$  为正定对称矩阵, 并且满足  $\frac{1}{2} q_{\min} - kp_{\max} > 0$ ,  $p_{\max}$  是  $P$  的最大特征值,  $q_{\min}$  是  $Q$  的最小特征值

$D$  为死区操作算子<sup>[6]</sup>, 定义如下:

$$D[\tilde{y}] = \begin{cases} 0, & \|\tilde{y}\| \leq \lambda \\ \tilde{y}, & \|\tilde{y}\| > \lambda \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\|\cdot\|$  为欧式范数,  $\lambda$  为启动故障诊断算法的阈值. 理想情形, 系统不含有不确定项,  $\lambda = 0$ ; 实际情形, 系统含有不确定项

**定理 1** 对于系统(1), 当  $l < n$  时, 合理配置  $A_0$  的特征值, 式(8)存在满足条件  $\frac{1}{2} q_{\min} - kp_{\max} > 0$  的解

**证明** 由于  $l < n$ , 可以设计  $h$  使  $A_0 = \text{diag}(a_{01}, a_{02}, \dots, a_{0n})$ ,  $a_{0i} < 0$ , 选择  $P = \text{diag}(p_1, p_2, \dots, p_n)$ ,  $p_i = p > 0$ , 则有  $Q = -2 \text{diag}(a_{01} p_1, a_{02} p_2, \dots, a_{0n} p_n)$ . 若设计  $a_0 = \min\{-a_{0i}, 1 \mid i = 1, \dots, n\} > k$ , 则定理自然得证

### 4 性能分析

#### 4.1 鲁棒性分析

系统含有不确定项, 包括模型误差和未知干扰输入等. 为了降低故障诊断的误报率, 系统故障诊断设计需要具有一定的鲁棒性, 即诊断方法不受不确定项的影响. 一般有两种方法: 方法一是采用解耦技术, 残差产生器的输出与不确定项解耦, 从而实现鲁棒性设计, 该方法需确知不确定项的分布阵; 方法二是预先给定一个阈值, 该阈值为系统未发生故障时残差产生器可能输出的最大值, 该方法需已知系统不确定项的上确界. 本文采用第 2 种方法

定义状态估计误差  $e = \hat{x} - x$ , 输出估计误差  $\tilde{y} = \hat{y} - y$ , 并令  $A_0 = A - hC$ . 由动态方程(1)和(2)

可以推导出动态误差方程

$$\begin{cases} \dot{e} = A_0 e + \Phi_{x, Bu} + f(x, u, t) - \Phi_{\hat{x}, Bu} + N(y, u; \hat{w}) + \eta(x, U), \\ \tilde{y} = Ce + \zeta(x, U), \end{cases} \quad (10)$$

式中  $\eta(x, U) = h\zeta(x, U) + \eta(x, U)$ .

在时间  $t \in [0, T)$  内, 系统未发生故障, 式(10)为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{e} = A_0 e + \Phi_{x, Bu} - \Phi_{\hat{x}, Bu} + N(y, u; \hat{w}) + \eta(x, U), \\ \tilde{y} = Ce + \zeta(x, U). \end{cases} \quad (11)$$

按照式(9), 当  $\tilde{y} = \lambda$  时, 在线估计器输出为零. 为了确定  $\lambda$  值, 在  $N(y, u; \hat{w}) = 0$  的情况下, 推导  $\tilde{y}$  的上限值, 即  $\lambda$  值

$$e(t) = \exp(A_0 t)e(0) + \int_0^t \exp(A_0(t-\tau))(\Phi_{x, Bu} - \Phi_{\hat{x}, Bu} + \eta(x, U))d\tau \quad (12)$$

由于  $A_0$  被设计为 Hurwitz 的, 所以有正数  $\mu$  和  $\beta$ , 使得  $\exp(A_0 t) \leq \mu \exp(-\beta t)$ . 同时

$$k e_m + \eta, \quad (13)$$

式中  $\eta = h\zeta + \eta_b$  所以

$$e(t) \leq \mu e(0) + \mu \int_0^t \exp(-\beta(t-\tau))(k e_m + \eta_b)d\tau \leq \mu \frac{k e_m + \eta_b}{\beta} = e_m. \quad (14)$$

其中

$$e_m = \frac{\mu \eta_b}{\beta - k\mu}, \quad \tilde{y} = C e_m + \zeta = \lambda \quad (15)$$

由此可见, 在时间  $t \in [0, T)$  内, 系统输出估计误差  $\tilde{y}$  一直保持在给定阈值  $\lambda$  内, 在线故障估计器将不启动自适应估计算法, 即不调整神经网络权值, 估计器输出保持为零. 因此, 故障诊断算法是鲁棒的

上述分析给出了系统无故障时输出残差上限计算方法. 该值是最坏情形的一种估计, 实际应用中, 可以选取比该值小的上限

#### 4.2 可检测性分析

故障诊断一方面要保证对系统不确定因素的鲁棒性, 另一方面还要权衡故障检测的灵敏度. 一般而言, 灵敏度越高, 鲁棒性越差; 反之, 鲁棒性越好, 灵敏度越低.

假设系统在  $T$  时刻发生故障, 而在  $T_1$  时刻检测到故障. 则根据式(10), 在  $T < t < T_1$  时, 误差方程为

$$\dot{e} = A_0 e + \Phi_{x, Bu} + f(x, u, t) - \Phi_{\hat{x}, Bu} + \eta(x, U). \quad (16)$$

令  $M = \exp(A_0(T + t - \tau))$ , 则

$$e(T + t) = \exp(A_0 t)e(T) + \int_T^{T+t} M \eta(x, U) d\tau + \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau \quad (17)$$

进而有

$$\tilde{y}(T + t) = C \exp(A_0 t)e(T) + C \int_T^{T+t} M \eta(x, U) d\tau + C \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau + \zeta(x, U). \quad (18)$$

应用三角不等式, 有

$$\begin{aligned} \tilde{y}(T + t) &\leq C \exp(A_0 t) e(T) + C \int_T^{T+t} M \eta(x, U) d\tau + \zeta + C \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu} + f(x, u, \tau)) d\tau + C \int_T^{T+t} M (\Phi_{\hat{x}, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau \\ &\leq \mu C (\exp(-\beta t) e_m + \frac{\eta_b + k e_m}{\beta} (1 - \exp(-\beta t))) + \zeta + C \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau \\ &\leq \lambda + (\mu - 1) C e_m \exp(-\beta t) + C \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau. \end{aligned}$$

因此, 若发生故障大小使得下式成立:

$$C \int_T^{T+t} M (\Phi_{x, Bu} + f(x, u, \tau) - \Phi_{\hat{x}, Bu}) d\tau \leq 2\lambda + \lambda_1, \quad \lambda_1 = (\mu - 1) C e_m \exp(-\beta t). \quad (19)$$

则故障以可检测

### 4.3 稳定性分析

系统未发生故障时,由上面的分析可知,算法是稳定的.当系统发生故障时,系统状态和输出估计误差如式(10)所示.在式(10)中,有

$$\begin{aligned} & \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + N(y, u; w)} = \\ & \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} + \Phi_{x, Bu + N(y, u; w)} - \Phi_{x, Bu + N(y, u; w)} = \\ & \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} + \frac{\partial \Phi}{\partial w} (w - \hat{w}) + \delta(x, y, u; w, \hat{w}). \end{aligned} \quad (20)$$

式中:  $\delta(x, y, u; w, \hat{w})$  为  $\Phi_{x, Bu + N(y, u; w)}$  在  $w = \hat{w}$  点的泰勒展开式的高阶项  $\nabla(x, y, u) \in R^n \times R^l \times R^m$ , 当  $w \rightarrow \hat{w}$  时,  $\delta(x, y, u; w, \hat{w}) \rightarrow 0$ . 令  $\tilde{w} = w - \hat{w}$ ,  $\delta = \delta(x, y, u; w, \hat{w})$ , 则有

$$\begin{aligned} \dot{e} = & A_0 e + \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - Z\tilde{w} + \delta + \eta(x, U). \end{aligned} \quad (21)$$

为证明故障诊断算法的稳定性,考虑  $\xi(x, U) = 0$  的情形,设计如下 Lyapunov 函数:

$$V = \frac{1}{2} e^T P e + \frac{1}{2} \tilde{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w}. \quad (22)$$

由式(6)和(16)有

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} e^T (A_0^T P + P A_0) e + e^T P (\Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)}) - e^T P Z \tilde{w} + e^T P \delta + e^T P \eta(x, U) + \tilde{w}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{w}} = \\ & - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P (\Phi_{x, Bu + f(x, u, t)} - \Phi_{x, Bu + f(x, u, t)}) - e^T P Z \tilde{w} + e^T P \delta + e^T P \eta(x, U) + \tilde{w}^T Z^T L C e - \left(\frac{1}{2} q_{\min} - k p_{\max}\right) e^2 + e^T P \delta + e^T P \eta(x, U). \end{aligned} \quad (23)$$

令  $\alpha = \frac{1}{2} q_{\min} - k p_{\max}$ , 则

$$\dot{V} \leq -\alpha e^2 + p_{\max} \delta + \eta(x, U) e. \quad (24)$$

当  $e \leq \frac{p_{\max}}{\alpha} \delta + \eta(x, U)$  时,  $\dot{V} \leq 0$ . 由于  $\delta$  和  $\eta(x, U)$  一致有界,所以观测器估计误差有界.

### 5 仿真研究

考虑如下系统:

$$\begin{aligned} A &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & -2 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}, \\ \Phi_{x, U} &= \begin{bmatrix} 0 & 0.02 & 5x_1 \sin x_2 + U_1 \\ -U_2 \cos x_2 \end{bmatrix}, \\ f(x, u, t) &= \begin{cases} 10(1 - e^{-0.5(t-1)}) \frac{u_1 + x_2}{1 + u_1^2}, & t \in [1, 2] \\ 2(1 - e^{-10(t-2)}) u_2 x_1, & t \in [2, \infty) \end{cases} \\ C &= \begin{bmatrix} 2 & 0.1 & 1.04 \\ 1 & & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

其中  $\eta(x, U)$  和  $\zeta(x, U)$  为分别满足  $\eta(x, U) \in [0, 1]$  和  $\zeta(x, U) \in [0, 0.8]$  的有界噪声. 在非线性状态观测器(3.1)中,用于在线故障估计的神经网络逼近器有 4 个输入节点, 8 个隐节点, 2 个输出节点. 状态反馈矩阵设计为

$$h = \begin{bmatrix} 1 & 0.30 & 9 & -0.07 & 2 \\ -3 & 0.92 & 8 & 7.21 & 5 \end{bmatrix},$$

仿真结果如图 1 所示.

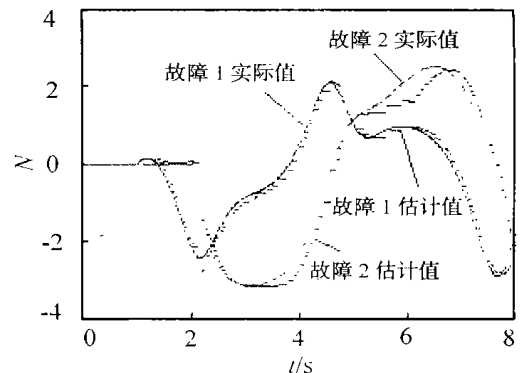


图 1 故障诊断仿真结果

从仿真结果可见,故障诊断方法能够较好地实现故障估计,尤其能够给出故障的趋势和特征.

### 6 结论

本文提出了一类非线性系统执行器故障诊断的新方法,系统非线性部分为系统状态变量和输入的函数,并且系统含有模型不确定性或未知干扰输入. 执行器故障为关于输入和状态随时间任意变化的非线性故障. 该故障利用在线神经网络逼近器逼近,网络权值在线自适应调整. 提出的故障诊断方法算法稳定,对系统不确定性具有鲁棒性. 仿真结果验证了该方法的正确性.

(下转第 161 页)

$$S_N = Q_0 = \begin{bmatrix} Q_0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, Q_1 = \begin{bmatrix} Q_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

仿真过程中各参数选择如下:  $T = 0.05$  s,  $Q_0 =$

$$Q_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_2 = 0.1, R_1 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{bmatrix}. \text{ 假设}$$

网络诱导时延在  $[0, 2T]$  范围内均匀分布. 在  $x_0 = [1 \quad -0.5]^T$  的初值下系统的仿真结果如图 2 所示. 仿真结果表明, 系统是均值能控和均方能控的. 当被控对象为非线性系统时, NCS 的建模及其能控性和能观性分析有待于进一步研究.

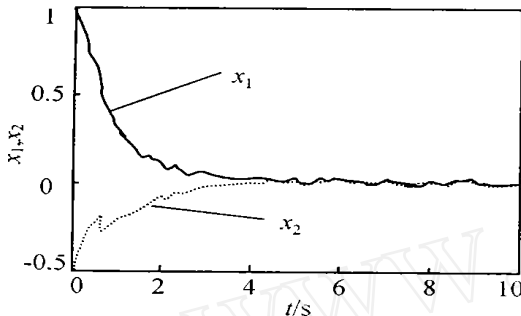


图 2 网络控制系统的闭环响应曲线

### 参考文献(References):

- [1] Wei Z, Michael S B, Philips S M. Stability of networked control systems[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2001, 21(2): 84-99.
- [2] Walsh G C, Beldiman O, Bushnell L G. A asymptotic behavior of nonlinear networked control systems[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(7): 1093-1097.
- [3] Nilsson J. Real-time control systems with delays[D]. Lund: Lund Institute of Technology, 1998. 1-138.
- [4] Nilsson J, Bernhardsson B, Wittenmark B. Stochastic analysis and control of real-time systems with random time delays[J]. *Automatica*, 1998, 34(1): 57-64.
- [5] Halevi Y, Ray A. Integrated communication and control systems: Part I—Analysis[J]. *J of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1988, 110(12): 367-371.
- [6] Koning W L De. Infinite horizon optimal control of linear discrete time systems with stochastic parameters[J]. *Automatica*, 1982, 18(4): 443-453.
- [7] P Marti, R Villa, J M Fuertes, et al. On real-time control tasks schedulability[A]. *European Control Conf [C]*. Porto, 2001. 2227-2232.

(上接第 156 页)

### 参考文献(References):

- [1] Isemann R. Process fault diagnosis with parameter estimation observers[A]. *Proc IFA C D igital Computer Application to Process Control [C]*. Vienna, 1984. 51-60.
- [2] Chen J, Zhang H Y. Design of unknown input and robust detection filters[J]. *Int J of Control*, 1991, 22: 1829-1839.
- [3] Wang H, Daley S. Actuator fault diagnosis: An adaptive observer based technique[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(7): 1073-1078.
- [4] Frank P M. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy—A survey and some new results[J]. *Automatica*, 1990, 26(3): 459-474.
- [5] Vemuri A T, Polycarpou M M. Neural network based robust fault diagnosis systems[J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 1997, 8(6): 1410-1419.
- [6] Wang H, Huang Z J, Daley S. On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis[J]. *Automatica*, 1997, 33(2): 217-225.
- [7] Yang H, Saif M. Fault detection and isolation for a class of nonlinear system using an adaptive observer[A]. *Proc of ACC [C]*. Albuquerque, 1997. 463-467.
- [8] Seliger R, Frank P M. Robust component fault detection and isolation in nonlinear dynamic systems using nonlinear unknown input observer[A]. *Proc of the IFA C/MA CS Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Safeprocess [C]*. Baden-Baden, 1991. 1: 313-317.
- [9] Vemuri A T, Polycarpou M M. On-line approximation methods for robust fault detection[A]. *Proc 13th World Congr Int Fed Automatic Control [C]*. San Francisco, 1996. 319-324.
- [10] Michael A, Demetriou, Marios M Polycarpou. Incipient fault diagnosis of dynamical systems using online approximators[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1998, 43(11): 1612-1617.