

文章编号: 1001-0920(2003)03-0309-04

# 一类基于神经网络非线性观测器的鲁棒故障检测和诊断

马立玲, 杨英华, 王福利

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 利用神经网络的非线性建模能力, 对一类具有建模不确定项的非线性系统提出一种基于观测器的故障检测和诊断的方法。设计的观测器不仅能实现故障检测, 而且应用神经网络设计的故障估计器能在线估计系统中的故障向量。通过分析验证了该方法对系统中的建模误差和外部扰动具有良好的鲁棒性。仿真结果表明所提出的方法是有效的。

**关键词:** 故障检测; 故障诊断; 神经网络; 非线性观测器; 鲁棒性

中图分类号: TP317 文献标识码: A

## Robust fault detection and diagnosis based on neural network nonlinear observer

MA Li-ling, YANG Ying-hua, WANG Fu-ti

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** A robust fault detection and diagnosis strategy based on observer for nonlinear systems with unknown uncertainty is presented. A neural network is constructed to approximate the fault on-line. The nonlinear observer can not only detect fault, but also realize the fault diagnosis. It is proved that the scheme has good robustness against modeling error and uncertainty. At last, simulations of a three-tank system illustrate the effectiveness of the proposed methodology.

**Key words:** Fault detection; Fault diagnosis; Neural network; Nonlinear observer; Robustness

### 1 引言

控制系统的过程监视是系统正常运行的关键, 随着系统复杂性的增加, 控制系统的故障检测和诊断问题迫切需要解决。其中, 基于观测器或 Kalman 滤波器的故障检测和诊断在自动化过程中得到了广泛的研究与应用<sup>[1,2]</sup>, 但这些方法大部分仅适用于线性的被控对象。尽管近年来对非线性系统的故障检测也取得了一些研究成果<sup>[3-6]</sup>, 然而对于一般的非线性系统仍然缺乏有效的诊断手段。文献[3]没有考虑建模不确定的情况, 而实际中, 由于系统参数常常具有不确定性和时变性, 而且噪声和扰动的特性是

未知的, 因而常常造成实际系统与数学模型间的失配, 使观测器产生不精确的状态估计而导致误报警。另一方面, 现有的一些方法中, 检测和诊断的故障类型具有很大的局限性。如文献[4,5]只分别考虑了执行器故障、传感器故障的情况。

本文针对一类具有建模不确定性非线性系统, 提出一种基于神经网络状态观测器的鲁棒故障检测和诊断的方法。本文方法不限制故障类型, 结合故障检测及鲁棒性设计的思想, 设计在线神经网络估计器, 在线估计系统中的故障。其中, 通过“误差死区”的定义决定是否更新神经网络的参数, 从而消除了

收稿日期: 2001-12-18; 修回日期: 2002-01-14。

基金项目: 辽宁省自然科学基金资助项目(002013)。

作者简介: 马立玲(1974—), 女, 河北昌黎人, 博士, 从事故障诊断等研究; 王福利(1957—), 男, 辽宁辽阳人, 教授, 博士生导师, 从事过程监测、软测量等研究。

系统中模型不确定的影响,减少了误报警的可能性,增强了系统的鲁棒性。最后,将本方法应用于三水箱系统,仿真结果说明了本文方法的有效性和可用性。

## 2 系统描述

考虑如下非线性动态系统

$$\dot{x}(t) = f(x, u) + \eta(x, u, t) + B(t - T)\phi(x, u) \quad (1)$$

其中:  $x \in R^n, u \in R^m$  分别为系统的状态、输入向量;  $f: R^n \times R^m \rightarrow R^n, \eta: R^n \times R^m \times R^+ \rightarrow R^n, \phi: R^n \times R^m \rightarrow R^n$  为光滑矢量, 分别代表标准动态模型、建模误差和由于故障引起的系统的改变;  $B(t - T)$  为  $n \times n$  矩阵函数, 代表故障的时间外廓。

在进行非线性观测器设计前, 对上述系统作如下假设和说明:

1)  $\eta(x, u, t)$  既包括外在扰动, 又包括建模不确定部分。在一些文献中,  $\eta(x, u, t)$  经常假设为结构化的, 即假设  $\eta(t) = E\alpha(t)$ , 其中  $E$  为一已知的常数矩阵,  $\alpha(t)$  为未知但有界的函数。这里  $\eta(x, u, t)$  没有结构上的限制, 只是假设其有已知的上界, 即对于所有的  $(x, u) \in X \times U, t \in R^+,$  有

$$|\eta(x, u, t)| \leq \eta_b \quad (2)$$

其中:  $X \subset R^n, U \subset R^m$  为致密集。上界  $\eta_b$  将用于下面的故障检测观测器, 用来保证检测策略的鲁棒性。

2)  $B(t - T)\phi(x, u)$  表示由于故障造成的系统相应的动态改变。矩阵  $B(t - T)$  说明了在某一未知时间  $T$  发生故障的时间外形,  $\phi(x, u)$  是相应的故障函数。根据  $B(t - T)$  的不同定义, 它既可代表缓变故障, 又可代表突发故障。这里只考虑突发故障的情况, 即定义

$$B(t - T) = \text{diag}(\beta_1(t - T), \beta_2(t - T), \dots, \beta_n(t - T)) \quad (3)$$

$$\beta_i(t - T) = \begin{cases} 1, & t \geq T \\ 0, & t < T \end{cases} \quad (4)$$

3) 未知故障函数

$$\phi(x, u) = [\phi_1(x, u), \phi_2(x, u), \dots, \phi_n(x, u)]^T$$

可认为第  $i$  个控制通道发生故障。既然系统的故障可描述为系统状态及控制输入函数, 则可构造如下的神经网络进行故障建模, 其估计值表示为

$$\hat{\phi}(x, u, \hat{W}) = [\hat{\phi}_1(x, u, \hat{W}_1), \dots, \hat{\phi}_n(x, u, \hat{W}_n)]^T \quad (5)$$

其中  $\hat{\phi}_i(x, u, \hat{W}_i) (i = 1, 2, \dots, n)$  可用具有线性参数的 RBF 网络来实现, 表示为

$$\hat{\phi}_i(x, u, \hat{W}_i) = \sum_{j=1}^S \hat{W}_{ij} \sigma_j(x, u) \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, n$

其中:  $S$  为隐层节点数,  $\hat{W}_{ij}$  为神经网络的权值, 径向基函数选为

$$\sigma_j(x, u) = \exp\left(-\sum_{k=1}^n (x_k - c_{ik})^2 / \sigma_{ik} + \sum_{k=n+1}^{n+m} (u_{k-n} - c_{ik})^2 / \sigma_{ik}\right) \quad (7)$$

$j = 1, 2, \dots, S, \quad i = 1, 2, \dots, n$

其中  $c_{ik}$  和  $\sigma_{ik}$  分别是网络的隐层接点中心和宽度。令

$$\hat{W}_i = [\hat{W}_{i1}, \hat{W}_{i2}, \dots, \hat{W}_{iS}] \quad (8)$$

$$\hat{W} = (\hat{W}_1, \hat{W}_2, \dots, \hat{W}_n)^T \quad (9)$$

$$\sigma(x, u) = [\sigma_1(x, u), \sigma_2(x, u), \dots, \sigma_S(x, u)]^T \quad (10)$$

则故障模型(5)化为

$$\dot{\hat{x}}(x, u, \hat{W}) = \hat{W}\sigma(x, u) \quad (11)$$

## 3 非线性故障检测和诊断观测器的设计

### 3.1 非线性观测器设计

针对系统(1), 为实现故障检测和诊断, 设计状态观测器

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + f(x, u) + \\ &\hat{\phi}(x, u, \hat{W}) - A x(t) \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $\hat{x} \in R^n$  为状态估计值;  $A$  为一个满足李亚普诺夫方程的  $n \times n$  常数矩阵, 即对于矩阵  $P = P^T > 0, Q > 0,$  有

$$A^T P + PA = -Q \quad (13)$$

$\hat{\phi}(x, u, \hat{W})$  为式(11)所定义的故障估计器。这里网络权值  $\hat{W}$  的自适应律取为

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma P D[e] \sigma^T(x, u) \quad (14)$$

其中:  $\Gamma$  为系数矩阵, 定义观测误差  $e = x - \hat{x}, D[e]$  为死区算子, 定义为

$$D[e] = \begin{cases} 0, & |e| \leq \epsilon \\ e, & |e| > \epsilon \end{cases} \quad (15)$$

$\epsilon > 0$  为一个设计常数。死区大小  $\epsilon$  的选取决定了系统误报警(鲁棒性)的可能性和对于故障的敏感度。在下面的分析中, 给出了本文  $\epsilon$  取值的大小, 从而保证在有界不确定模型存在的情况下检测策略的鲁棒性。以上设计的观测器初始条件为  $\hat{x}(0) = x(0), \hat{W}(0) = \hat{W}^0,$  使得  $\hat{\phi}(x, u, \hat{W}^0) = 0。$

### 3.2 观测器性能分析

在故障发生之前, 即  $t \in [0, T),$  此时,  $B(t -$

$T) = 0$ , 状态估计误差  $e$  满足

$$\begin{aligned} \dot{e} &= Ae + \eta(x, u, t) - \dot{\phi}(x, u, \hat{W}) \\ e(0) &= 0 \end{aligned} \quad (16)$$

根据鲁棒自适应律(14)和初始条件可知, 只要  $|e(t)| \leq \epsilon$ , 在线估计器的输出总是为零。为了选取合适的  $\epsilon$  值, 需要获得在  $\dot{\phi}(x, u, \hat{W}^0) = 0$  情况时  $e(t)$  的上界。从式(16)可获得

$$e(t) = \int_0^t e^{A(t-\tau)} \eta(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau$$

因为  $A$  为稳定的矩阵, 所以存在正数  $\mu$  和  $\alpha$ , 使得  $e^{At} \leq \mu e^{-\alpha t}$ 。因此可得

$$\begin{aligned} |e(t)| &\leq \mu \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \eta_0 d\tau = \\ &\frac{\mu \eta_0}{\alpha} (1 - e^{-\alpha t}) \end{aligned} \quad (17)$$

这意味着如果死区  $\epsilon = (\mu/\alpha)\eta_0$ , 那么对于  $t \geq T$ ,  $e(t)$  将保持在死区之内, 并且在线估计器的输出保持为 0。也说明自适应律(14)不受模型不确定项  $\eta(x, u, t)$  的影响, 具有鲁棒性。

考虑故障发生之后, 即  $t \geq T$  时,  $B(t-T) = I$  的情况。根据式(1)和(12), 状态估计误差满足

$$\begin{aligned} \dot{e} &= \\ &Ae + \eta(x, u, t) + \phi(x, u) - \dot{\phi}(x, u, \hat{W}) = \\ &Ae + \eta(x, u, t) + \dot{\phi}(x, u, W^*) - \\ &\dot{\phi}(x, u, \hat{W}) + v \end{aligned} \quad (18)$$

式中:  $v$  为网络逼近误差,  $W^*$  为神经网络最优权值估计, 满足

$$\begin{aligned} \phi(x, u) &= W^* \sigma(x, u) + v, \quad |v| \leq v_0 \quad (19) \\ W^* &= \\ &\arg \min_W \sup_x \phi(x, u) - \dot{\phi}(x, u, \hat{W}^*) \end{aligned} \quad (20)$$

定义  $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$ , 则式(18)变换成

$$\dot{e} = Ae + \eta(x, u, t) + \tilde{W} \sigma(x, u) + v \quad (21)$$

如果状态估计误差位于死区之内, 即  $|e(t)| \leq \epsilon$ , 那么从式(14)和(15)可知  $\tilde{W} = 0$ , 因此稳定性很容易满足。下面分析  $|e(t)| > \epsilon$  时故障诊断策略的稳定性能。取 Lyapunov 函数为

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

对  $V$  微分, 根据式(2), (13), (14), (19)和(21)得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} e^T (A^T P + PA) e + e^T P \eta(x, u, t) + \\ &e^T P \tilde{W} \sigma(x, u) + e^T P v - \text{Tr}(\tilde{W}^T P e \dot{e}^T(x, u)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &- \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P (\eta_b + v_0) + \\ &e^T P \tilde{W} \sigma(x, u) - e^T P \dot{\tilde{W}} \sigma(x, u) \\ &- k \|e\|^2 + w \|\dot{e}\|^2 \end{aligned} \quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned} k &= \lambda_{\min}(Q)/2 \\ w &= P (\eta_b + v_0) \end{aligned}$$

当  $\|\dot{e}\| > w/k$  时, 有  $\dot{V} < 0$ 。根据标准的李亚普诺夫稳定性理论可知,  $\tilde{W} \leq L, e \leq L$ , 从而  $x \leq L$ , 即  $\tilde{W}, e$  和  $x$  是一致最终有界的。

对式(23)进行配方得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \frac{k}{2} \|e\|^2 - \frac{k}{2} \|\dot{e}\|^2 - \frac{2}{\alpha} e^2 w + \\ &\frac{1}{k^2} w^2 + \frac{1}{2k} w^2 \\ &- \frac{k}{2} \|e\|^2 + \frac{1}{2k} w^2 \end{aligned} \quad (24)$$

对式(24)在任意有限区间  $[T, T + \tau]$  积分, 有

$$\begin{aligned} &\int_T^{T+\tau} e^{-2t} dt \\ &\frac{2}{k} [V(T) - V(T + \tau)] + \\ &\frac{1}{k^2} \int_T^{T+\tau} w^2 dt \end{aligned} \quad (25)$$

从上式可见建模不确定性、网络逼近误差和诊断策略的性能之间的定量关系。当无建模误差 ( $|\eta(x, u, t)| = 0$ ), 且估计器和故障项完全匹配 ( $v(t) = 0$ ) 时, 有  $w = 0$ , 则有  $e \in L_2$ , 由式(21)得  $\dot{e} \in L$ 。因为  $e \in L_2, \dot{e} \in L$ , 且  $e \in L$ , 所以根据 Babarlat 引理可得  $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ 。

上述分析表明, 无论故障发生与否, 即使在神经网络建模误差不为零的情况下, 所设计的观测器仍然是稳定的, 且其稳定性不受系统中有界不确定项的影响, 体现了故障检测和诊断策略的鲁棒性。

#### 4 仿真算例

以三水箱系统为例进行仿真研究。三水箱系统结构如图 1 所示。图中的参数说明如下:  $A$  为圆筒截面积 [ $\text{m}^2$ ],  $S_1$  为泄漏口截面积 [ $\text{m}^2$ ],  $S_n$  为连通管截面积 [ $\text{m}^2$ ],  $az_i$  为流量系数,  $h_i$  为液位高度 [ $\text{m}$ ],  $Q_{ij}$  为流量 [ $\text{m}^3/\text{s}$ ],  $Q_1$  和  $Q_2$  为控制流量 [ $\text{m}^3/\text{s}$ ]。其中:  $i = 1, 2, 3; (i, j) = [(1, 3); (3, 2); (2, 0)]$ 。

根据平衡方程和托里切利规则, 假设  $x_1, x_2, x_3$  分别代表三水箱的液位高度 (最高为 0.62 m),  $u_1, u_2$  代表控制流量  $Q_1, Q_2$  (最大流量为  $10^{-4} \text{m}^3/\text{s}$ ), 建立了状态方程

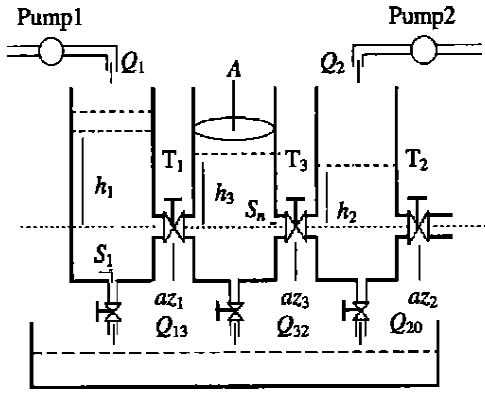


图1 三水箱系统示意图

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x, u) = \frac{(-az_1 S_n \text{sign}(x_1 - x_3) \quad 2g|x_1 - x_3| + u^1) / A}{x_2 = f_2(x, u) = \frac{(-az_3 S_n \text{sign}(x_2 - x_3) \quad 2g|x_2 - x_3| - az_2 S_n \quad 2gx_2 + u^2) / A}{x_3 = f_3(x, u) = \frac{(-az_1 S_n \text{sign}(x_1 - x_3) \quad 2g|x_1 - x_3| - az_3 S_n \text{sign}(x_3 - x_2) \quad 2g|x_3 - x_2|) / A} \end{aligned}$$

其中:  $A = 0.0154 \text{ m}^2$ ,  $S_n = 5 \times 10^{-5} \text{ m}^2$ ,  $az_1 = 0.5$ ,  $az_2 = 0.6$ ,  $az_3 = 0.5$ ,  $g = 9.8$ 。管道截面积4%的误差造成模型不确定。

按照式(11)设计观测器, 其中增益矩阵  $A = \text{diag}(-1, -1, -1)$ ,  $\epsilon = 1.0$ 。首先考虑水箱  $T_1$  泄漏的故障, 假设故障发生时间  $T = 80$ , 此时泄漏面

积为  $S = 5 \times 10^{-5} \text{ m}^2$ , 泄漏量  $Q_{10} = c_1 S \quad 2gx_1$ 。相应的仿真结果如图2和图3所示。再考虑泵1即执行器1卡死的情况。假设此时  $u(1) = 25$ , 仿真结果如图4和图5所示。

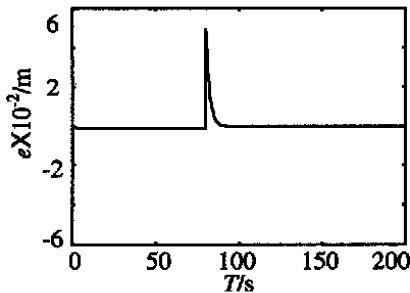


图2 观测器误差曲线

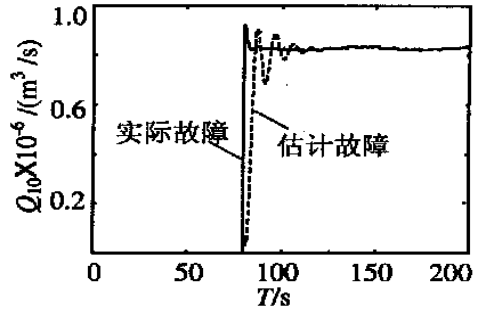


图3 实际泄漏故障和估计故障曲线

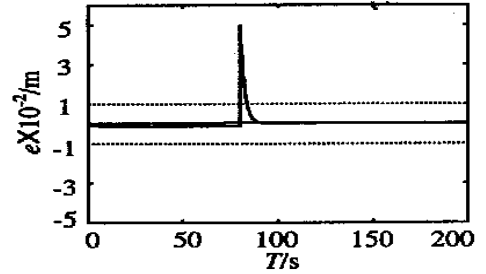


图4 观测器误差曲线

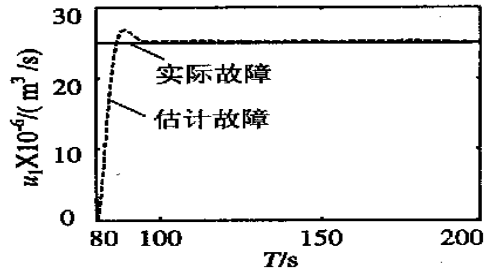


图5 实际执行器故障和估计故障曲线

由图可以看出, 本文提出的观测器方法不仅能及时检测出故障, 并且利用神经网络构成的估计器能准确地估计故障的大小。

### 5 结论

本文基于观测器的方法, 利用神经网络的学习能力, 提出了一种稳定的故障检测和诊断的方法。非线性系统中常存在不确定建模误差, 在本方法中, 利用误差死区的定义解决了这一问题, 使故障的检测不受其影响, 避免了误报警。通过对三水箱系统的仿真, 结果表明采用本文方法, 即使在神经网络建模误差存在的情况下, 观测器残差的大小也能迅速地表明是否发生了故障, 神经网络构成的估计器能在线估计故障的形态和大小。

(下转第316页)

是否说法语, 证明)。\$V\_{\text{学历}} = \{MBA, MCE, MSc\}\$, MBA 为工商管理硕士, MCE 为土木工程学硕士, MSc 为理学硕士; \$V\_{\text{经验}} = \{\text{低, 中, 高}\}\$; \$V\_{\text{法语}} = \{\text{是, 否}\}\$; \$V\_{\text{证明}} = \{\text{优秀, 良好, 一般}\}\$。决策属性为是否接收 \$V\_d = \{\text{接收, 拒绝}\}\$。

对于表 1 所示的决策系统, 有

$$U / \text{CON} = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \{x_3\}, \{x_4\}, \\ \{x_5\}, \{x_6\}, \{x_7\}, \{x_8\}\}$$

\$U / \text{DEC} =

$$\{\{x_1, x_4, x_6, x_7\}, \{x_2, x_3, x_5, x_8\}\} = \{X_1, X_2\}$$

$$\text{CON}(X_1) = \{x_1, x_4, x_6, x_7\}$$

$$\text{CON}(X_2) = \{x_2, x_3, x_5, x_8\}$$

初始近似质量为 1。

利用算法 1 的迭代算法对表 1 进行化简, 可得约简集{经验, 证明}, 其对 DEC 的近似质量仍为 1。可以验证, {经验, 证明} 是决定一个对象属于哪一类的最小集。对于表 1 所示的决策系统, {经验, 证明} 和{学历, 经验, 是否说法语, 证明} 对 \$U\$ 的分类能力是相同的。因此可以删除属性{学历} 和{是否说法语}, 从而得到简化的决策系统。需要指出的是, 最小约简集不是唯一的。

## 5 结 语

本文以粗糙集中集合近似的近似质量为基础,

证明了约简后的近似质量保持不变, 并基于此给出了基于近似质量求取约简的算法, 分析了该算法的时间复杂度。该算法避免了求取差别矩阵和差别函数的复杂过程, 简单明了, 可用较少的计算时间求出约简。

参考文献(References):

- [1] Pawlak Z. Rough sets[J]. *Int J of Information and Computer Science*, 1982, 11(5): 341-356.
- [2] Ziarko W. The discovery, analysis and representation of data dependencies in databases[A]. *Knowledge Discovery in Databases*[C]. Cambridge: AAAI/MIT Press, 1990. 213-228.
- [3] Skowron A. The discernibility matrices and functions in information systems[A]. *Intelligent Decision Support-H andbook of Advances and Applications of the Rough Set Theory* [C]. Dordrecht, Boston, London: Kluwer Academic Publishers, 1992. 311-369.
- [4] Kryszkiewicz M, Rybinski H. Finding reducts in composed information systems[A]. *Proc From Int Workshop on Rough Sets and Knowledge Discovery RSKD 93* [C]. Banff, 1993. 259-268.
- [5] 姜泽梁. 离散数学[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1997.
- [6] Sever H. Knowledge structuring for database mining and text retrieval using past optimal queries[D]. The University of Southwestern Louisiana, 1995.

(上接第 312 页)

参考文献(References):

- [1] Wang H, Daley S. Actuator fault diagnosis: An adaptive observer-based technique[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(7): 1073-1078.
- [2] Christoher Edwards, Sarah K Spurgeon, Ron J Patton. Sliding mode observers for fault detection and isolation [J]. *Automatica*, 2000, 36: 541-553.
- [3] 周川, 吴晓蓓, 陈庆伟, 等. 一类基于非线性状态观测器的鲁棒故障检测[J]. 信息与控制, 1998, 29(4): 297-303. (Zhou Chuan, Wu Xiaopei, Chen Qingwei, et al. Robust fault detection based on a class of nonlinear state observer [J]. *Information and Control*, 1998, 29(4): 297-303.)
- [4] Anshul A Jain, Michael A Demetrian. A neural network based actuator fault detection and diagnostic scheme for a sacra manipulator[A]. *Proc of the 15th IEEE Int Symposium on Intelligent Control* [C]. Greece, 2000. 297-302.
- [5] 赵众, 顾幸生, 蒋慰孙. 基于 WaveARX 神经网络的间歇过程工况监测[J]. 控制与决策, 1998, 13(2): 151-155. (Zhao Zhong, Gu Xingsheng, Jiang Weisun. Batch process monitoring based on WaveARX neural network [J]. *Control and Decision*, 1998, 13(2): 151-155.)
- [6] Michael Demetriou. Robust adaptive techniques for sensor fault detection and diagnosis[A]. *Proc of the 37th IEEE Conf on Design and Control* [C]. Florida, 1998. 1143-1148.
- [7] 李庆国, 冯玉珠, 佟绍成, 等. 基于神经网络的非线性系统故障检测及容错控制方法[J]. 信息与控制, 1998, 27(6): 440-445. (Li Qingguo, Feng Yuzhu, Tong Shaocheng, et al. Fault detection and fault tolerant control of nonlinear systems using neural networks [J]. *Information and Control*, 1998, 27(6): 440-445.)
- [8] Demetriou Michael A, Polycarpou M M. Incipient fault diagnosis of dynamical systems using online approximators [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1998, 43(11): 1612-1617.