

文章编号: 1001-0920(2005)05-0557-05

## 一类基于状态估计的非线性系统的智能故障诊断

刘春生, 胡寿松

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

**摘要:** 针对一类含有建模误差的非线性系统, 研究了基于状态估计的智能故障诊断方法。首先提出一种状态估计器设计方法; 然后在进行状态估计的同时用RBF神经网络来逼近系统所发生的故障。故障估计器的输入为系统的状态估计, 所估计出的故障既可用于故障容错控制, 也可用作报警。根据微分同胚, 将含有建模误差的非线性系统变换为易于分析的规范形式, 并在此基础上分析了故障诊断系统的稳定性和鲁棒性。仿真例子证明了该方法的有效性。

**关键词:** 非线性系统; 故障诊断; 状态估计器; 故障估计器; 神经网络

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Intelligent nonlinear fault diagnosis based on state estimator

L IU Chun-sheng, H U Shou-song

(Department of Automatic Control, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China  
Correspondent: L IU Chun-sheng, Email: liuchsh@nuaa.edu.cn)

**Abstract:** A fault diagnosis method based on state estimator for a class of nonlinear systems is proposed. The states of system and the faults in system are estimated simultaneously. The inputs of the fault approximator are the estimated states. And the outputs estimated from the fault model can be used for fault alarm or for fault tolerant control. A diffeomorphism is applied to transform the nonlinear system into a new coordinate system. The stability and robustness of the system are analyzed in detail. A simulation example shows the effectiveness of the approach.

**Key words:** nonlinear systems; fault diagnosis; state estimator; fault approximator; neural network

### 1 引言

由于复杂对象如航空航天器、大型电网、核反应堆等系统对安全性和可靠性的要求越来越高, 使得故障检测和诊断理论得到了广泛的研究。故障诊断的方法很多, 其中基于状态估计器的故障诊断研究较为深入。文献[1, 2]用系统的状态和估计的状态进行比较而形成残差; 然后通过一定的算法从残差中提取故障特征, 以实现故障诊断。文献[3~5]利用类似状态估计器的方法直接设计故障估计器, 将系统的状态作为故障估计器的输入, 而故障估计器的输出则给出故障的性质。该方法得到了较好的故障诊断结果, 然而许多实际系统的状态不完全可测, 限制了这种方法的应用。当状态不可测量时, 文献[6]采用非线性变换将实际系统的可测输出作为故

障估计器的输入, 从而避免了对状态可测的要求。但这种方法对实际故障的数学描述和性质要求非常苛刻, 对于随机发生的系统故障几乎难以满足, 故这种故障诊断方法也难以在实际中应用。

本文针对一类含有模型不确定性的非线性系统, 解决了状态不可测时的故障诊断问题, 采用RBF神经网络在线估计系统的故障, 并以状态估计作为故障估计器的输入, 而故障估计器的输出既可用于故障容错控制, 也可用作报警。理论分析时利用微分同胚将原非线性系统变换为易于分析的系统, 并在此基础上对系统的稳定性、参数的收敛性以及建模误差的鲁棒性进行了详细研究。

### 2 非线性系统及其故障诊断机理的描述

考虑以下非线性系统:

收稿日期: 2004-07-22; 修回日期: 2004-10-14

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60234010); 国防航空基金项目(02E52025)。

作者简介: 刘春生(1955—), 女, 山东阳谷人, 副教授, 博士生, 从事非线性系统的故障诊断等研究; 胡寿松(1937—), 男, 江苏南京人, 教授, 博士生导师, 从事非线性系统的故障诊断与自修复控制等研究。

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + \rho(x, u) + \eta(x, u) + \\ &\quad \beta(t - T)\xi(x, u), \\ y &= h(x). \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $x \in R^n$  为系统状态, 不可测量;  $u \in R^m$  为系统控制输入;  $y \in R$  为系统的可测输出;  $f, \rho$  为  $R^n$  上的已知光滑向量场, 描述系统的动态特性, 满足  $\rho(x, 0) = 0$ ;  $\eta(x, u)$  表示系统的模型误差;  $\xi(x, u)$  表示系统故障向量;  $\beta(t - T)$  为时间的函数,  $T$  为故障发生时刻  $\beta(t - T)$  定义如下:

$$\beta(t - T) = \begin{cases} 0, & t < T; \\ 1, & t \geq T. \end{cases}$$

故障诊断的机理如图 1 所示 因为系统的状态不可测, 所以设计了状态估计器 系统发生的故障用 RBF 神经网络逼近, 神经网络的输入为系统的估计状态, 输出为故障  $\xi(x, u)$  的估计  $\hat{\xi}(x, u, W)$ .

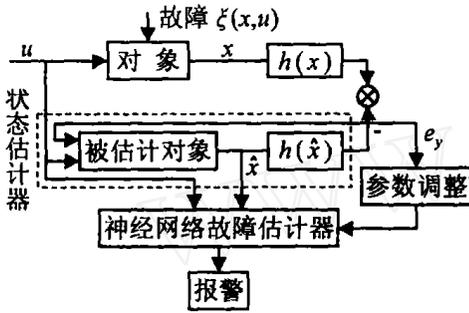


图 1 故障诊断结构示意图

当系统的不确定性  $\eta(x, u)$  为零且未发生故障时, 系统方程为

$$\dot{x} = f(x) + \rho(x, u). \quad (2)$$

假设 1  $u = 0$  时, 系统(2) 在原点邻域  $X \subset R^n$  是可观的, 即

$$\text{rank} \begin{bmatrix} dh \\ \dots \\ dL_f^{n-1}h \end{bmatrix} = n, \quad \forall x \in X.$$

假设 2 方程

$$\begin{bmatrix} L_f h \\ \vdots \\ L_f^{n-1} h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

有唯一解  $r(x), r(x): R^n \rightarrow R^n$ , 其中

$$dh = [\partial h / \partial \alpha_1 \quad \dots \quad \partial h / \partial \alpha_n],$$

$$L_f h = \frac{\partial h}{\partial x} f, L_f^{n-1} h = L_f (L_f^{n-2} h).$$

注 1 假设 1 和假设 2 确保存在微分同胚  $z = \Phi(x)$  使系统(2) 变换为以下形式<sup>[6]</sup>:

$$\dot{z} = Az + \alpha(y, u), y = Cz, \quad (3)$$

使得式(3) 中的  $\alpha(y, u)$  仅仅是可测量  $y, u$  的函数, 而不是  $x$  的显函数

假设 3 建模不确定性有界, 即满足  $\eta(x, u) = \eta, \cdot$  代表向量的 Euclidean 范数

### 3 估计器设计

在故障未发生时, 系统可描述为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + \rho(x, u) + \eta(x, u), \\ y &= h(x). \end{aligned} \quad (4)$$

由假设 1 和假设 2 知, 存在微分同胚  $z = \Phi(x)$  使系统(4) 变换为

$$\dot{z} = Az + \alpha(y, u) + v(z, u), y = Cz. \quad (5)$$

其中

$$z \in R^n, A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$C = [0 \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad 1],$$

$v(z, u) = \frac{\partial \Phi}{\partial x} \eta(x, u) |_{x=\Phi^{-1}(z)}$  为建模误差项, 为方便起见, 简写为  $v, v$  满足

$$\|v\| \leq v_0, v_0 = \eta \sup_x \|\partial \Phi / \partial x\|_2,$$

可以验证  $A, C$  是可观的 设计估计器为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= f(\hat{x}) + \rho(\hat{x}, u) + \left[ \frac{\partial \Phi}{\partial x} \right]_{x=\hat{x}}^{-1} [L(y - \\ &\quad h(\hat{x})) + \alpha(y, u) - \alpha(\hat{y}, u)] \end{aligned} \quad (6)$$

由  $z = \Phi(x)$  得

$$\begin{aligned} \dot{\hat{z}} &= A\hat{z} + \alpha(y, u) + LC(z - \hat{z}), \\ y &= Cz. \end{aligned} \quad (7)$$

令  $e = z - \hat{z}, e_x = x - \hat{x}, e_y = h(x) - h(\hat{x}) = Ce$ , 由式(5) 和(7) 得

$$\dot{e} = A_0 e + v, \quad (8)$$

其中  $A_0 = A - LC$ . 因为  $A, C$  是可观的, 所以存在矩阵  $L$  使  $A_0$  的特征值在  $s$  左半平面任意配置

定理 1 设系统满足假设 1 和假设 2, 若建模误差  $\eta(x, u)$  为零, 则  $t \rightarrow \infty$  时,  $e \rightarrow 0, e_y \rightarrow 0, e_x \rightarrow 0$

证明 因  $\eta(x, u)$  为零, 所以  $v = 0$  由式(8) 可知, 只要  $A_0$  的特征值配置在  $s$  左半平面, 则显然  $t \rightarrow \infty$  时,  $e \rightarrow 0, e_y \rightarrow 0$

下面证明  $e_x \rightarrow 0$ : 可以证明, 当  $A_0$  是 Hurwitz 矩阵时, 存在常数  $\alpha_0 > 0, \mu > 0$ , 使下式成立:

$$\exp(A_0 t) \leq \mu \exp(-\alpha_0 t). \quad (9)$$

又因为  $\Phi(x)$  是微分同胚, 所以  $\Phi^{-1}$  存在, 因而有

$$\begin{aligned} x(t) - \hat{x}(t) &= \\ &= \Phi^{-1}(z(t)) - \Phi^{-1}(\hat{z}(t)) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y(z(t) - \hat{z}(t)) &= \\ Y(e(t)) &= Y \mu \exp(-\alpha_0 t), \end{aligned}$$

所以当  $t \rightarrow \infty$  时  $x(t) - \hat{x}(t) \rightarrow 0$ , 即  $e_x \rightarrow 0$  其中  $Y$  为变换  $\Phi^{-1}$  的局部 Lipschitz 常数

定理 2 系统满足假设 1 ~ 假设 3, 若建模误差  $\eta(x, u)$  满足  $\|\eta(x, u)\| \leq \eta$ , 则  $e, e_y, e_x$  最终有界

(UUB), 即  $e \in L, e_y \in L, e_x \in L$ .

证明 对于系统(8), 取  $V = \frac{1}{2} e^T P e$ , 其中  $P$  为对称正定阵, 则有

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} e^T Q e + e^T P v - \frac{1}{2} \lambda e^T e + e^T P v = \\ & -\frac{1}{4} \lambda e^T e - \frac{1}{4} \lambda \left[ e^T e - \frac{4}{\lambda} e^T P v \right]. \end{aligned}$$

其中:  $Q = -(A^T P + P A)$  为对称正定阵,  $\lambda$  为  $Q$  的最小特征值, 容易证明

$$e^T e - \frac{4}{\lambda} e^T P v - \frac{4}{\lambda} v^T P P v,$$

$$|e_y| = |C e| |e|$$

令  $\lambda$  是  $P$  的最大特征值, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{4} \lambda |e|^2 + \frac{1}{\lambda} v^T P P v \\ & - \frac{1}{4} \lambda |e|^2 + \lambda^2 |v|^2 / \lambda \\ & - \frac{1}{4} \lambda |e_y|^2 + \lambda^2 |v|^2 / \lambda. \end{aligned}$$

显然, 当  $|e_y| \geq 2 \frac{\lambda}{\lambda} |v|$  时,  $\dot{V} < 0$ , 因而  $e \in L, e_y \in L$ .

类似于定理 1, 由  $e \in L$  可以证明  $e_x \in L$ , 所以式(6)是系统(4)的状态估计器

#### 4 故障诊断方案设计

系统发生故障时, 有

$$\begin{aligned} \dot{x} = & f(x) + \rho(x, u) + \eta(x, u) + \\ & \beta(t - T) \xi(x, u), t > 0; \end{aligned}$$

或

$$\begin{aligned} \dot{x} = & f(x) + \rho(x, u) + \eta(x, u) + \xi(x, u), \\ & t > T; \end{aligned} \quad (10)$$

这时

$$\begin{aligned} \dot{z} = & A z + \alpha(y, u) + v(z, u) + \\ & \delta(x, u), t > T; \\ y = & C z. \end{aligned} \quad (11)$$

其中:  $\delta(x, u) = \frac{\partial \Phi}{\partial \alpha} \xi(x, u)$  代表故障项, 设故障  $\xi(x, u)$  的估计为  $\hat{\xi}(x, u, W)$ , 则有

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} = & f(\hat{x}) + \rho(\hat{x}, u) + \left[ \frac{\partial \Phi}{\partial \alpha} \right]_{x=\hat{x}}^{-1} [L(y - \\ & h(\hat{x})) + \alpha(y, u) - \alpha(y, u)] + \\ & \hat{\xi}(x, u, W). \end{aligned} \quad (12)$$

所以

$$\begin{aligned} \dot{\hat{z}} = & A \hat{z} + \alpha(y, u) + L C (\hat{z} - \hat{z}) + \\ & \hat{\delta}(x, u, W), \\ \hat{y} = & C \hat{z}. \end{aligned} \quad (13)$$

其中:  $\hat{\delta}(x, u, W) = \frac{\partial \Phi}{\partial \alpha} \hat{\xi}(x, u, W)$ ,  $W$  为可调参数,

满足  $\hat{\xi}(x, u, 0) = 0$  显然, 故障估计器  $\hat{\xi}(x, u, W)$  的输入是估计的状态而不是系统的实际状态, 这为状态不可测时的故障诊断提供了新的途径, 也是本文区别于其他文献的不同之处

由式(11)和(13)得

$$\dot{\hat{e}} = A \hat{e} + \delta(x, u) + \hat{\delta}(x, u, W) + v. \quad (14)$$

本文用 RBF 神经网络<sup>[7]</sup>作为故障估计器, 即存在理想加权阵  $W^*$  使

$$\delta(x, u) = B W^* S(x, u).$$

其中:  $W^* \in R^{n \times q}, S(x, u) \in R^{q \times 1}, B \in R^{n \times n}$  为待选择参数,  $S(x, u)$  的每个分量  $s_i$  均为径向基函数, 即:  $s_i = s_i(x - c_i, \rho_i)$ , 令  $\tilde{W} = W^* - W$ , 所以有

$$\begin{aligned} \delta(x, u) - \hat{\delta}(x, u, W) = \\ [\delta(x, u) - \hat{\delta}(x, u)] + \delta(x, u) - \hat{\delta}(x, u, W) = \\ [\delta(x, u) - \hat{\delta}(x, u)] + B \tilde{W} S(x, u). \end{aligned} \quad (15)$$

明显可以看出, 故障估计误差是由状态估计误差和参数估计误差两部分引起的. 当系统状态可测时,  $\delta(x, u) = \hat{\delta}(x, u)$ , 故障逼近误差仅由参数估计误差  $\tilde{W}$  所引起; 估计状态  $\hat{x}$  越接近系统状态  $x$ , 估计出的故障越逼近实际发生的故障

将式(15)代入(14)得

$$\begin{aligned} \dot{\hat{e}} = & A \hat{e} + \delta(x, u) - \hat{\delta}(x, u) + \\ & B \tilde{W} S(x, u) + v, \end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned} \hat{\delta}(z, u) = & \frac{\partial \Phi}{\partial \alpha} \xi(x, u) \Big|_{x=\Phi^{-1}(z)}, \\ \tilde{\delta} = & \tilde{\delta}(z, z, u) = \hat{\delta}(z, u) - \hat{\delta}(z, u), \end{aligned}$$

则

$$\dot{\hat{e}} = A \hat{e} + \tilde{\delta}(z, z, u) + B \tilde{W} S(x, u) + v. \quad (16)$$

由假设 3 可知,  $\tilde{\delta}(z, z, u)$  有界, 且当  $\hat{x} \in X$  时,  $|\tilde{\delta}(z, z, u)| \leq 0$ , 不妨设

$$\delta_0 = \sup |\tilde{\delta}(z, z, u)| \leq 0$$

定理 3 系统满足假设 1 ~ 假设 3, 若  $W$  取如下形式的参数调整律:

$$\dot{W} = M \Gamma^T S^T(x, u) D [e_y], \quad (17)$$

则  $e, e_y, \tilde{W}$  是最终有界的 (UUB), 即  $e \in L, e_y \in L, \tilde{W} \in L$ . 式中  $\Gamma$  满足

$$\begin{aligned} P B = & C^T \Gamma, \\ D [e_y] = & \begin{cases} 0, & |e_y| \in \epsilon \\ e_y, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned}$$

其中  $\epsilon$  是与建模误差有关的参数

证明 取系统(16)的 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} e^T P e + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T M^{-1} \tilde{W}),$$

$P, M$  均为正定对称阵, 有

$$V^\circ = - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P v + e^T P \delta_x + e^T P B \tilde{W} S(x, u) - \text{tr}(\tilde{W}^T M^{-1} \tilde{W}),$$

其中  $Q$  同定理 1. 将  $\tilde{W} = M \Gamma^T S^T(x, u) D [e_y]$  代入  $V^\circ$ , 并利用  $PB = C^T \Gamma$ , 得

$$V^\circ = - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P v + e^T P \delta_x + \text{tr}(S(x, u) e^T P B \tilde{W}) - \text{tr}(S(x, u) \Gamma M M^{-1} \tilde{W} e_y) = - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P v + e^T P \delta_x + \text{tr}(S(x, u) e^T C^T \Gamma \tilde{W}) - \text{tr}(S(x, u) \Gamma \tilde{W} e_y).$$

由  $e^T C^T = e_y$  可知, 上式后两项相等, 所以

$$V^\circ = - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P (v + \delta_x) = - \frac{1}{2} e^T Q e + e^T P v_1,$$

其中  $v_1$  满足  $|v_1| = |v_0 + \delta_x|$ . 直接根据定理 2 可知

$$|e_y| \leq 2 \frac{\Delta}{\lambda} |v_1|, V^\circ \leq 0,$$

有  $e \in L, e_y \in L, \tilde{W} \in L$ , 因而  $\hat{\xi}(x, u, \hat{W})$  是故障  $\xi(x, u)$  的估计.

### 5 故障诊断的鲁棒性分析

系统模型总含有不确定性, 包括建模误差和未知干扰等, 故障诊断的鲁棒性是指故障诊断结果不受模型不确定性的影响, 即只有发生故障时, 故障估计器有输出, 否则故障估计器的输出为零. 因而, 提高故障诊断的鲁棒性是降低故障诊断误报率的一个重要因素.

**定理 4** 由式(12) ~ (14) 及(17) 给出的故障诊断方案能确保在故障未发生时故障估计器的输出为零, 即  $\hat{\xi}(x, u, W) = 0$

证明 未发生故障时, 有

$$\begin{aligned} \dot{e} &= A_0 e + v, t \in [0, T], \\ e_y(t) &= C e(t) = \\ &C [\exp(A_0 t) e(0) + \int_0^t \exp(A_0(t-\tau)) v(z(\tau), u(\tau)) d\tau] \end{aligned}$$

利用式(9) 可得

$$\begin{aligned} |e_y(t)| &\leq \mu |e(0)| + \mu \nu_0 \int_0^t \exp(-\alpha_0(t-\tau)) d\tau \\ &= \mu |e(0)| + \frac{\mu \nu_0}{\alpha_0}. \end{aligned}$$

令  $\epsilon = \mu |e(0)| + \frac{\mu \nu_0}{\alpha_0}$ , 由  $|e_y(t)| \leq \epsilon$  时,  $D[e_y] = 0$  以及  $\hat{\xi}(x, u, 0) = 0$ , 可知

$$\hat{\xi}(x(t), u(t), \hat{W}) = 0, \forall t \in [0, T]$$

定理 4 说明, 在  $t \in [0, T]$  内, 即故障未发生时系统的输出误差  $|e_y(t)|$  小于  $\epsilon$ , 故障估计器不工作, 一直保持其输出为零, 而不受模型不确定性的影响, 因而故障诊断算法具有鲁棒性. 本文中的  $\epsilon$  只给出了输出误差的上限, 其大小的选择应根据情况确定.  $\epsilon$  选得越小, 故障诊断的灵敏度越高, 即较小的故障也可检测出, 但也会产生误报警; 另一方面, 若  $\epsilon$  选得太大, 则只有大的故障能被检测出, 而对小的故障容易产生漏报.

### 6 仿真例子

设非线性系统方程为<sup>[6]</sup>

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ 2\omega \zeta (1 - kx_1^2)x_2 - \omega^2 x_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \eta(x_1, x_2) \end{bmatrix} + \beta(t-T) \xi(x, u), \quad (18)$$

其中:  $\omega = 0.9, \zeta = 0.6, k = 0.95, \eta(x_1, x_2) = 1.2x_1x_2$  为建模误差. 故障为

$$\beta(t-8) \xi(x, u) = \begin{bmatrix} 0.75 \sin x_1 \\ 0 \end{bmatrix},$$

即只有一个故障发生. 取局部微分同胚

$$z = \Phi(x) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \omega \zeta (kx_1^2 - 3) + x_2 \\ x_1 \end{bmatrix},$$

则将系统(18) 变换为

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\omega^2 y \\ \frac{2}{3} \omega \zeta (3 - ky^2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1(z, u) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1(x_1, x_2) \\ 0 \end{bmatrix}.$$

上式后两项分别为建模误差和故障, 显然

$$\alpha(y, u) = \begin{bmatrix} -\omega^2 y \\ \frac{2}{3} \omega \zeta (3 - ky^2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ 0 \end{bmatrix}.$$

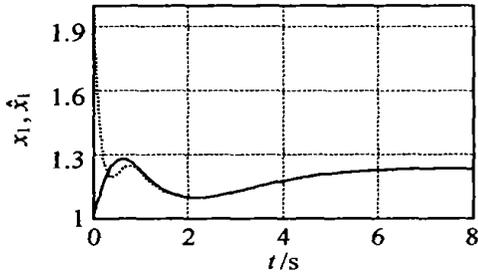
由  $z = \Phi(x)$  得

$$\frac{\partial \Phi}{\partial x} = \begin{bmatrix} 2k\omega\zeta x_1^2 - 2\omega\zeta & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

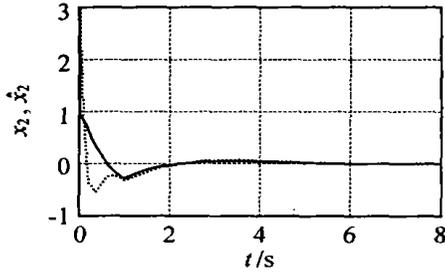
所以估计器为

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}_2 \\ 2\omega\zeta(1 - k\hat{x}_1^2)\hat{x}_2 - \omega^2\hat{x}_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -2k\omega\zeta\hat{x}_1 + 2\omega\zeta \end{bmatrix} [L(y - h(\hat{x})) + \alpha(y, u) - \alpha(\hat{y}, \hat{u})] + \hat{\xi}(x, u, \hat{W}).$$

取矩阵  $L = [15 \quad 10], u = 0$  状态估计器仿真结果

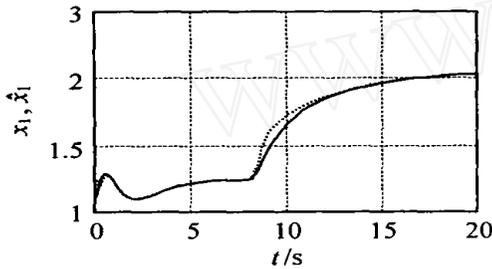


(a) 状态  $x_1, \hat{x}_1$

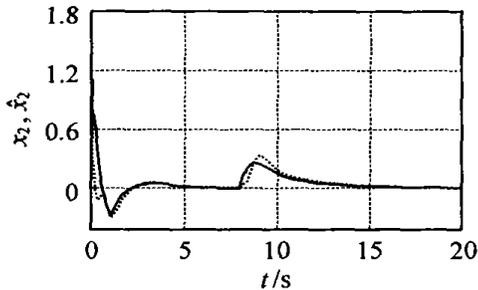


(b) 状态  $x_2, \hat{x}_2$

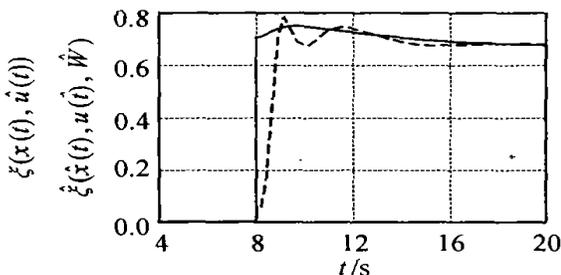
图 2 状态估计器的输出(无故障时)



(a) 状态  $x_1, \hat{x}_1$



(b) 状态  $x_2, \hat{x}_2$



(c) 发生的故障和被估计的故障

图 3 有故障时的仿真结果

如图 2 所示, 实线为系统状态, 虚线为估计状态 图 3 为故障诊断结果, 设  $t = 8\text{ s}$  时发生故障, 故障估计器采用隐层节点为 40 的 RBF 神经网络逼近 图 3(a) 为状态估计器的输出, 图 3(b) 为故障输出, 实线为系统的实际故障, 虚线为估计的故障

由图可以看出, 本文提出的基于状态估计的故障诊断方法, 即使在状态不可测的情况下也能有效地进行故障估计。

### 7 结 语

本文研究了基于状态估计器的一类非线性系统在线故障诊断问题, 提出了一种状态估计器设计方法 建立在状态估计的基础上, 用 RBF 神经网络作为故障估计器来逼近系统所发生的故障, 故障估计器的输入为系统的估计状态, 故障估计器的输出为估计的系统故障 它可用于报警, 也可用于故障容错控制 仿真例子证明了该方法的有效性

### 参考文献 (References)

- [1] Wang H, Huang Z, Daley S J. On the use of adaptive updating rules for actuator and sensor fault diagnosis [J]. *Automatica*, 1997, 33(2): 217-225
- [2] Chen J, Patton J, Zhang H Y. Design of unknown input robust detection filters [J]. *Int J of Control*, 1996, 63(1): 85-105
- [3] Marios M. Polycarpou a robust detection and isolation scheme for abrupt and incipient faults in nonlinear systems [J]. *IEEE Trans Automatic Control*, 2002, 47(4): 576-593
- [4] Marios M. Polycarpou automated fault detection and accommodation: A learning systems approach [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1995, 25(11): 1447-1458
- [5] 马立玲, 杨英华, 王福利. 一类基于神经网络非线性观测器的鲁棒故障检测和诊断 [J]. *控制与决策*, 2003, 18(3): 309-312  
(Ma L L, Yang Y H, Wang F L. Robust fault detection and diagnosis based on neural network nonlinear observer [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(3): 309-312)
- [6] Arun T Venuri, Marios M. Polycarpou robust nonlinear fault diagnosis in input-output systems [J]. *Int J Control*, 1997, 68(2): 343-360
- [7] Vargas J A R, Hemery E M. Robust neural adaptive observer for general nonlinear systems [A]. *Proc of American Control Conf [C]*. Chicago: IEEE Press, 2000, 1: 708-712