

文章编号: 1001-0920(2011)02-0221-06

## 一类仿射型非线性系统智能故障诊断

陈明<sup>1</sup>, 童朝南<sup>2</sup>, 张士勇<sup>1</sup>

(1. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114044; 2. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 针对一类仿射型非线性系统, 在状态不完全可观测的条件下, 研究其智能故障诊断问题. 首先, 利用微分同胚, 提出系统观测器设计问题; 然后针对该系统提出基于 RBF 神经网络逼近故障特性函数的故障诊断方法. 所设计的观测器不仅能保证观测器稳定, 而且通过观测误差信号识别系统故障的发生, 保证了故障检测算法的鲁棒性和故障系统的稳定性; 同时该设计方法对于设计常规的高增益观测器有一定帮助. 最后通过仿真实例表明了所设计方法的有效性.

**关键词:** 仿射型非线性系统; 观测器; 故障诊断

**中图分类号:** TP273

**文献标识码:** A

### Intelligent fault diagnosis for a class of affine nonlinear system

CHEN Ming<sup>1</sup>, TONG Chao-nan<sup>2</sup>, ZHANG Shi-yong<sup>1</sup>

(1. Electronic and Information Engineering Institute, Liaoning University of Science and Technology, Anshan 114044, China; 2. School of Information and Engineering, Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083, China. Correspondent: CHEN Ming, E-mail: cm8061@sina.com)

**Abstract:** The problem of intelligent fault diagnosis for a class of affine nonlinear system with incompletely observable states is considered. Firstly, the design problem of the observer is proposed by means of diffeomorphism, and then the method of fault diagnosis based on the fault function provided by RBF neural network for the system is given. The design observer not only guarantees the observer stable but also identifies the occurrence of the fault by obserbering error signal, which guarantees the robustness of fault diagnosis algorithm and the stability of fault system. At the same time, the method is helpful to design the normal high gain observer. A simulation experiment shows the effectiveness of the proposed approach.

**Key words:** affine nonlinear system; observer; fault diagnosis

## 1 引言

非线性系统是控制理论的一个重要组成部分, 目前, 非线性系统故障诊断和容错控制领域的大部分问题还没有完全解决. 随着自动控制系统规模的扩大和复杂性的增加, 非线性系统自动故障诊断与容错控制是工业工程中迫切需要解决的问题<sup>[1-3]</sup>. 在目前取得的研究成果中, 主要研究线性系统的常规故障模型<sup>[4-5]</sup>, 因此研究非线性系统的故障诊断与容错控制问题更具有实际意义.

非线性系统的状态信息在科学研究和工程领域具有重要价值, 然而要获得非线性系统的全部状态一般很困难. 近年来, 基于神经网络观测器设计的文献不断涌现, 为非线性系统观测器设计提供了新的途径<sup>[6]</sup>. 本文根据文献 [7-8] 的设计思想, 研究了一类仿射型非线性系统的智能故障诊断问题, 其智能故障

诊断原理框图如图 1 所示. 当系统的状态不完全可观测, 且系统相对阶等于系统阶数时, 利用微分同胚, 基于 RBF 神经网络逼近故障特性函数的观测器方法, 提出了该类系统智能故障诊断方法, 同时对故障检测的鲁棒性和诊断系统的稳定性进行了分析和证明. 本文与上述文献的不同之处在于, 所设计的故障报警阈值可保证故障诊断算法具有一定的鲁棒性, 同时该设计方法对于设计常规的高增益观测器有一定的帮助.

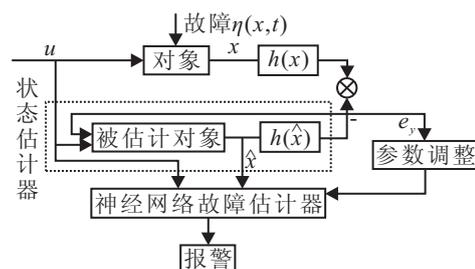


图 1 智能故障诊断原理框图

收稿日期: 2009-11-03; 修回日期: 2009-12-25.

作者简介: 陈明(1977-), 女, 讲师, 博士, 从事控制系统鲁棒容错控制等研究; 童朝南(1955-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、鲁棒控制等研究.

## 2 非线性系统状态观测器设计

考虑具有如下形式的一类仿射型不确定非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, t) + g(x, t)u + \vartheta(x, t), \\ y = h(x, t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: 状态变量  $x \in U \subset R^n$  不完全可观测,  $U$  为流形  $N = R^n$  上一开集; 向量函数  $f, g \in R^n$ , 定义在  $U$  上; 输入向量函数  $u \in J$ ,  $J$  为允许控制集, 通常取为  $m$  维的 lebegue 可积函数组成的线性空间;  $\vartheta(x, t)$  为系统的不确定性建模误差; 输出向量函数  $h(x, t) \in Y$ ,  $Y$  为  $p$  维的实值函数组成的线性空间; 同时假设  $f(x, t), g(x, t)$  光滑.

**定义 1**<sup>[9]</sup> 对于系统 (1), 若存在一个正整数  $1 \leq \rho < \infty$ , 使得

$$\frac{\partial [L_f^i h]}{\partial u} = 0, i = 0, 1, \dots, \rho - 1, \frac{\partial [L_f^\rho h]}{\partial u} \neq 0$$

对所有的  $(x, u) \in B_r(x_0, u_0)$  成立, 则称系统 (1) 在  $(x_0, u_0)$  具有相对阶  $\rho$ .

**注 1**  $L_f h(x)$  代表函数  $h(x)$  关于向量场  $f(x)$  的 Lie 导数, 有

$$L_f h(x) = \left( \frac{\partial}{\partial x_1} \quad \dots \quad \frac{\partial}{\partial x_n} \right) \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix} (h) =$$

$$\sum_{i=1}^n f_i(x) \frac{\partial h}{\partial x_i} = \frac{\partial h}{\partial x^T} f.$$

高阶的 Lie 导数可递推定义为

$$L_f^k h(x) = L_f^k (L_f^{k-1} h(x)), k > 1.$$

对系统 (1), 首先作如下假设:

**假设 1** 系统 (1) 的不确定性是可参数化有界的, 满足

$$\vartheta(x, t) = W(x, t)\varphi.$$

其中: 向量  $\varphi$  包含未知有界参数且满足  $\|\varphi\| \leq \delta$ ,  $\delta > 0$  为已知常数;  $W(x, t)$  为已知矩阵函数, 且关于  $t$  一致有界, 关于  $x$  局部一致有界.

**假设 2** 系统 (1) 的相对阶  $\rho$  等于其系统阶数  $n$ .

首先给出非线性系统 (1) ( $\vartheta(x, t) = 0$ ) 的观测器线性化问题可解的充要条件.

**引理 1**<sup>[10]</sup> 观测器线性化可解的一个必要条件为

$$\dim(\text{span}\{dh(x^0), dL_f h(x^0), \dots, dL_f^{n-1} h(x^0)\}) = 0.$$

若满足上述条件, 则可在  $x^0$  的邻域  $U^0$  找到唯一的向量场  $\tau$ , 对所有  $X \in U^0$  满足如下条件:

$$\begin{cases} L_\tau h(x) = L_\tau L_f h(x) = \dots = L_\tau L_f^{n-2} h(x) = 0, \\ L_\tau L_f^{n-1} h(x) = 1. \end{cases} \quad (2)$$

**引理 2**<sup>[10]</sup> 观测器线性化问题可解的充要条件

如下:

$$1) \dim(\text{span}\{dh(x^0), dL_f h(x^0), \dots, dL_f^{n-1} h(x^0)\}) = n;$$

2) 存在从  $R^n$  某开集  $V$  到  $x^0$  的邻域  $U^0$  的一个映射  $F$ , 对所有  $z \in V$ ,  $F$  满足

$$\frac{\partial F}{\partial z^T} = [\tau(x) - \text{ad}_f \tau(x) \quad \dots \quad (-1)^{n-1} \text{ad}_f^{n-1} \tau(x)]_{x=F(z)}, \quad (3)$$

其中  $\tau$  是引理 1 中唯一的向量场解.

**定理 1** 当  $\vartheta(x, t) = 0$  时, 非线性系统 (1) 的观测器线性化问题是可解的, 当且仅当:

$$1) \dim(\text{span}\{dh(x^0), dL_f h(x^0), \dots, dL_f^{n-1} h(x^0)\}) = n;$$

2) 引理 1 中唯一的向量场解  $\tau$  满足

$$[\tau \quad \text{ad}_f^k \tau] = 0, k = 1, 3, \dots, 2n - 1.$$

**证明** 根据引理 1, 将式 (2) 写成如下矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} dh(x) \\ dL_f h(x) \\ \vdots \\ dL_f^{n-1} h(x) \end{bmatrix} \tau(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

因为系数矩阵是满秩的, 所以上式有唯一向量场解  $\tau(x)$ . 再根据引理 2, 将式 (3) 改写成如下形式:

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial z_{i+1}} = [(-1)^i \text{ad}_f^i \tau(x)]_{x=F(z)}, 0 \leq i \leq n - 1; \\ \frac{\partial F}{\partial z_{j+1}} = [(-1)^j \text{ad}_f^j \tau(x)]_{x=F(z)}, 0 \leq j \leq n - 1. \end{cases}$$

若上述偏微分方程组有解, 则当且仅当

$$[\text{ad}_f^i \tau(x) \quad \text{ad}_f^j \tau(x)] = 0, 0 \leq i, j \leq n - 1.$$

将上式展开后为

$$[\tau(x) \quad \text{ad}_f \tau(x)] = 0, \dots, [\tau(x) \quad \text{ad}_f^{n-1} \tau(x)] = 0;$$

$$[\text{ad}_f \tau(x) \quad \text{ad}_f^2 \tau(x)] = 0, \dots,$$

$$[\text{ad}_f \tau(x) \quad \text{ad}_f^{n-1} \tau(x)] = 0; \dots;$$

$$[\text{ad}_f^{n-2} \tau(x) \quad \text{ad}_f^{n-1} \tau(x)] = 0.$$

用数学归纳法, 并反复使用李积性质中的 Jacobi 恒等式可得证定理 1.  $\square$

**注 2** 李积性质中的 Jacobi 恒等式为

$$[[f, g], h] + [[g, h], f] + [[h, f], g] = 0.$$

对于系统 (1), 当系统的相对阶满足  $\rho = n$  时, 根据定理 1, 存在微分同胚  $\phi(x) = F^{-1}(z)$ , 可将系统 (1) 转换成如下标准形式:

$$\begin{cases} \dot{z} = Az + \kappa(y, u) + v(z, t), \\ y = Cz. \end{cases} \quad (4)$$

其中

$$v(z, t) = \frac{\partial \phi}{\partial x^T} \vartheta(x, t)|_{x=\phi^{-1}(z)}.$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}, C = (0 \ 0 \ \cdots \ 0 \ 1),$$

**注 3** 对应于假设 1, 不确定性  $v(z, t)$  有界且满足

$$v(z, t) = S(z, t)\lambda.$$

其中: 向量  $\lambda$  中包含未知有界参数且满足  $\|\lambda\| \leq \mu$ , 这里  $\mu > 0$  为已知常数;  $S(z, t)$  为已知矩阵函数, 且关于  $t$  一致有界, 关于  $x$  局部一致有界.

设计系统 (1) 的观测器如下:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} = & f(\hat{x}) + g(\hat{x}) + \left[ \frac{\partial \phi(\hat{x})}{\partial \hat{x}^T} \right]^{-1} [G(y - h(\hat{x})) + \\ & \kappa(y, u) - \kappa(\hat{y}, u)]. \end{aligned} \quad (5)$$

在新的坐标系  $z = \phi(x)$  中, 观测器 (5) 可变换为

$$\begin{cases} \dot{\hat{z}} = Az + \kappa(y, u) + GC(z - \hat{z}), \\ \hat{y} = C\hat{z}. \end{cases} \quad (6)$$

通过式 (4) 减去式 (6), 得到观测值误差动态方程为

$$\dot{e} = (A - GC)e + v(z, t), \quad (7)$$

其中  $e = z - \hat{z}$ .

**注 4** 式 (7) 表明, 若要设计非线性系统的观测器, 只需设计矩阵  $G$  使系统 (7) 渐近稳定.

下面利用 Lyapunov 函数解决非线性系统观测器的设计问题.

**定理 2** 对于观测值误差动态系统 (7), 若存在矩阵  $G$  和  $P = P^T > 0, Q = Q^T > 0$  使得如下矩阵方程成立:

$$(A - GC)^T P + P(A - GC) + P + Q = 0, \quad (8)$$

且满足

$$\|e\|^2 > \frac{\lambda_{\max}(P)\mu^2}{\lambda_{\min}(Q)} \|S(z, t)\|^2, \quad (9)$$

则该系统是渐近稳定的.

**证明** 构造如下 Lyapunov 函数:

$$V(e) = e^T P e.$$

对  $V(e)$  沿系统 (5) 求导数, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}(e) = & e^T [(A - GC)^T P + P(A - GC)]e + 2e^T P v(z, t) \leq \\ & e^T [(A - GC)^T P + P(A - GC)]e + \\ & e^T P e + v^T(z, t) P v(z, t) \leq \\ & -\lambda_{\min}(Q)\|e\|^2 + \lambda_{\max}(P)\mu^2\|v(z, t)\|^2 \leq \\ & -\lambda_{\min}(Q)\|e\|^2 + \lambda_{\max}(P)\mu^2\|S(z, t)\|^2. \end{aligned}$$

因此  $\dot{V}(e) < 0$ , 即系统 (7) 是渐近稳定的.  $\square$

### 3 基于 RBF 神经网络故障诊断

对于系统 (1), 假设发生故障, 则该系统数学模型描述如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, t) + g(x, t)u + \vartheta(x, t) + R(t - T)\eta(x, t), \\ y = h(x, t). \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $\eta(x, t)$  为系统故障动力学特征模型; 对角阵  $R(t - T) \in R^n$  为

$$R(t - T) = \begin{cases} 0, & t < T; \\ 1, & t \geq T. \end{cases} \quad (11)$$

这里  $T$  为故障发生的时刻.

对于系统 (10), 当其相对阶满足  $\rho = n$  时, 存在微分同胚  $\phi(x) = F^{-1}(z)$ , 将系统 (10) 转换成如下标准形式:

$$\begin{cases} \dot{z} = Az + \kappa(y, u) + v(z, t) + R(t - T)\delta(x, t), \\ y = Cz. \end{cases} \quad (12)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}, C = [0 \ 0 \ \cdots \ 0 \ 1],$$

$$v(z, t) = \frac{\partial \phi}{\partial x^T} \vartheta(x, t)|_{x=\phi^{-1}(z)}, \delta(x, t) = \frac{\partial \phi}{\partial x^T} \eta(x, t).$$

设计系统 (10) 的观测器如下:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} = & f(\hat{x}) + g(\hat{x})u + \left[ \frac{\partial \phi(\hat{x})}{\partial \hat{x}^T} \right]^{-1} [\Delta^{-1}(\varepsilon)G(y - h(\hat{x})) + \\ & \kappa(y, u) - \kappa(\hat{y}, u)] + R(t - T)\hat{\eta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}). \end{aligned} \quad (13)$$

其中:  $\hat{\eta}(\hat{x}, \hat{\theta})$  为系统故障基于 RBF 神经网络的在线逼近函数;  $\hat{\theta}$  为神经网络调整权值, 在故障未检测出之前  $\hat{\eta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}) = 0$ ; 估计增益矩阵  $G$  的选择使矩阵  $A - GC$  是 Hurwitz 稳定的, 且满足如下 Lyapunov 方程:

$$\begin{aligned} (A - GC)^T P + P(A - GC) + Q &= 0, \\ P = P^T > 0, Q > 0; \end{aligned} \quad (14)$$

矩阵  $\Delta^{-1}(\varepsilon) = \text{diag}(\varepsilon^{-n} \ \cdots \ \varepsilon^{-1})$ .

**注 5** 在观测器 (13) 中, 实际的估计增益矩阵是  $\Delta^{-1}(\varepsilon)G$ , 通过适当选取正常数  $\varepsilon$  可获得  $\Delta^{-1}(\varepsilon)G$ . 由于式 (14) 的求解与  $\varepsilon$  无关, 这对提高常规高增益观测器有一定帮助.

在新的坐标系  $z = \phi(x)$  中, 式 (13) 可变换为

$$\begin{cases} \dot{\hat{z}} = A\hat{z} + \kappa(y, u) + \Delta^{-1}(\varepsilon)GC(z - \hat{z}) + \\ \quad R(t - T)\hat{\delta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}), \\ \hat{y} = C\hat{z}, \end{cases} \quad (15)$$

其中

$$\hat{\delta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}) = \frac{\partial \phi}{\partial x^T} \hat{\eta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}).$$

定义状态估计误差  $e = z - \hat{z}$  及输出残差  $e_y = y - \hat{y}$ , 则由式 (12) 和 (15) 可得

$$\begin{cases} \dot{e} = [A - \Delta^{-1}(\varepsilon)GC]e + v(z, t) + \\ R(t, T)[\delta(x, t) - \delta(\hat{x}, t, \hat{\theta})], \\ e_y = Ce. \end{cases} \quad (16)$$

当检测故障发生后, RBF 神经网络故障逼近器启动, 并逼近故障函数, 假设存在理想的加权矩阵  $\theta^*$ , 使得

$$\delta(\hat{x}, t) = M\theta^*S(\hat{x}, t).$$

其中:  $M \in R^{n \times n}$  为满足一定条件的矩阵;  $\theta^* \in R^{n \times k}$  为理想加权矩阵,  $k$  为神经网络的隐层神经元个数;  $S(\hat{x}, t) \in R^k$  为高斯函数向量, 其每个分量均为径向基函数. 则逼近误差

$$\begin{aligned} \delta(x, t) - \hat{\delta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}) &= \\ \delta(x, t) - \delta(\hat{x}, t) + \delta(\hat{x}, t) - \hat{\delta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}) &= \\ M[\theta^*S(x, t) - \theta^*S(\hat{x}, t) + \theta^*S(\hat{x}, t) - \hat{\theta}S(\hat{x}, t)] &= \\ M\theta^*\tilde{S}(x, \hat{x}, t) + M\tilde{\theta}S(\hat{x}, t). \end{aligned} \quad (17)$$

其中:  $\tilde{\theta} = \theta^* - \hat{\theta}$  为权值估计误差;  $\tilde{S}(x, \hat{x}, t) = S(x, t) - S(\hat{x}, t)$  为网络基函数误差.

**假设 3** 令  $\varpi(t) = \theta^*\tilde{S}(x, \hat{x}, t)$ , 则  $\varpi(t)$  有界且存在任意小的正常数  $\xi$  满足如下不等式:

$$\|\varpi(t)\| \leq \xi.$$

则式 (16) 可重新写为

$$\begin{cases} \dot{e} = A(\varepsilon)e + v(z, t) + R(t - T)M[\theta^*\tilde{S}(x, \hat{x}, t) + \\ \tilde{\theta}S(\hat{x}, t)], \\ e_y = Ce, \end{cases}$$

其中

$$A(\varepsilon) = A - \Delta^{-1}(\varepsilon)GC = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -g_1/\varepsilon^n \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -g_2/\varepsilon^{n-1} \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -g_3/\varepsilon^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -g_n/\varepsilon \end{bmatrix}.$$

令

$$\nabla(\varepsilon) = \begin{bmatrix} \varepsilon^{n-1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \varepsilon^{n-2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix},$$

$$\bar{P}(\varepsilon) = \nabla^{-1}(\varepsilon)P\nabla(\varepsilon),$$

$$\bar{A} = A - GC = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -g_1 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -g_2 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -g_3 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -g_n \end{bmatrix},$$

则有

$$\bar{A} = \varepsilon\nabla(\varepsilon)A(\varepsilon)\nabla^{-1}(\varepsilon).$$

且满足

$$A^T(\varepsilon)\bar{P}(\varepsilon) + \bar{P}(\varepsilon)A(\varepsilon) = -\varepsilon^{-1}\nabla^T(\varepsilon)Q\nabla(\varepsilon).$$

**定理 3** 对于系统 (10), 若满足假设 3 且满足其观测器线性可解的条件, 采用如下形式的故障检测和报警策略:

$$\begin{cases} \|e_y(t)\| < \kappa, \text{ 系统正常;} \\ \|e_y(t)\| \geq \kappa, \text{ 系统故障.} \end{cases}$$

和如下的网络权值学习算法:

$$\dot{\hat{\theta}} = \begin{cases} \Gamma L_1^T e_y S^T(\hat{x}, t), \|e_y(t)\| \geq \kappa; \\ 0, \|e_y(t)\| < \kappa. \end{cases} \quad (18)$$

则可确保在故障未发生时上述故障检测具有鲁棒性, 同时能保证网络输出  $\hat{\eta}(\hat{x}, t, \hat{\theta}) = 0$ . 其中:  $\kappa = (\beta/\alpha)v_M$  为故障诊断算法的报警阈值;  $\alpha, \beta$  为已知的给定正常数; 矩阵  $L_1$  满足  $\bar{P}(\varepsilon)M = C^T L_1$ .

**证明** 在没有发生故障时, 神经网络未启动, 系统 (16) 变为

$$\begin{cases} \dot{e} = A(\varepsilon)e + v(z, t), \\ e_y = Ce, \end{cases} \quad (19)$$

其中  $t \in [0, T]$ . 求解方程 (19) 可得

$$e(t) = \exp(A(\varepsilon)t)e(0) + \int_0^t [\exp(A(\varepsilon)(t-\tau))v(z(\tau), t(\tau))]d\tau.$$

给定正常数  $\alpha, \beta$ , 满足不等式

$$\|\exp(A(\varepsilon)(t-\tau))\| \leq \beta \exp(-\alpha(t-\tau)),$$

设系统状态估计的初始误差  $e(0) = 0$ , 可得

$$\|e_y(t)\| \leq (\beta/\alpha)v_M. \quad \square$$

#### 4 故障系统稳定性分析

定理 3 表明, 在  $t \in [0, T]$  时, 系统的状态估计误差  $\|e_y\| < \kappa$ , 神经网络逼近器的输出一直为零, 没有故障发生; 当  $\|e_y\| \geq \kappa$  时系统发生故障, 通过状态估计误差能识别系统发生的故障, 而不受系统模型不确定的影响, 所以故障诊断算法具有鲁棒性.

**定理 4** 考虑系统 (10), 设满足假设 3 及观测器线性可解的条件, 若采用具有式 (18) 网络权值学习算法的观测器 (13), 则系统无论发生故障与否, 均能保证系统的状态估计误差  $e$ , 输出残差  $e_y$  和网络权值估

计误差  $\tilde{\theta}$  有界且最终一致有界。

**证明** 选取 Lyapunov 函数

$$V(e) = \varepsilon e^T \bar{P}(\varepsilon) e + \tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta},$$

其导数为

$$\begin{aligned} \dot{V}(e) = & \varepsilon \dot{e}^T \bar{P}(\varepsilon) e + \varepsilon e^T \bar{P}(\varepsilon) \dot{e} - 2\dot{\tilde{\theta}}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta} = \\ & \varepsilon e^T [\bar{P}(\varepsilon) A(\varepsilon) + A^T(\varepsilon) \bar{P}(\varepsilon)] e + 2\varepsilon e^T \bar{P}(\varepsilon) \{v(z, t) + \\ & R(t-T)[\theta^* \tilde{S}(x, \hat{x}, t) + \tilde{\theta} S(\hat{x}, t)]\} - 2\dot{\tilde{\theta}}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta} = \\ & -e^T \nabla^T(\varepsilon) Q \nabla(\varepsilon) e + 2\varepsilon e^T \bar{P}(\varepsilon) [v(z, t) + \\ & R(t-T) M \theta^* \tilde{S}(x, \hat{x}, t)] + \\ & 2\varepsilon e^T \bar{P}(\varepsilon) R(t-T) M \tilde{\theta} S(\hat{x}, t) - 2\dot{\tilde{\theta}}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta} = \\ & -\xi^T Q \xi + 2\varepsilon \xi^T P \nabla(\varepsilon) [v(z, t) + \\ & R(t-T) M \theta^* \tilde{S}(x, \hat{x}, t)] + \\ & 2\varepsilon \xi^T P \nabla(\varepsilon) R(t-T) M \tilde{\theta} S(\hat{x}, t) - 2\dot{\tilde{\theta}}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta} \leq \\ & -\lambda_{\min}(Q) \|\xi\|^2 + 2\varepsilon \frac{2^n - n}{2} \|P\| \|M\| (\varepsilon v_M + \varepsilon \lambda) \|\xi\|. \end{aligned}$$

根据 Lyapunov 稳定性理论, 若使  $\dot{V}(e) < 0$ , 则需

$$\|\xi\| > [2\varepsilon \frac{2^n - n}{2} \|P\| \|M\| (\varepsilon v_M + \varepsilon \lambda)] / \lambda_{\min}(Q). \quad (20)$$

可通过适当选取  $\varepsilon, Q$  的值使得

$$\|\xi\| > [2\varepsilon \frac{2^n - n}{2} \|P\| (\varepsilon v_M + \varepsilon \lambda)] / \lambda_{\min}(Q)$$

的值很小. 由于  $\dot{V}(e) < 0$ , 可得到  $\xi, \tilde{\theta}$  有界且一致最终有界, 进一步可推出  $e, e_y, \tilde{\theta}$  有界且一致最终有界.  $\square$

### 5 仿真分析

考虑如下 Van der pol 振荡器方程:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ 2w\xi(1 - kx_1^2)x_2 - w^2x_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u \end{bmatrix} + \vartheta(x, t),$$

$$y = x_1.$$

其中:  $w = 0.9, \xi = 0.6, k = 0.95$ .

该系统的相对阶  $\rho = 2$ . 根据定理 2 可得

$$\tau(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \text{ad}_f \tau(x) = - \begin{bmatrix} 1 \\ 2\xi w(1 - kx_1^2) \end{bmatrix},$$

通过计算得到

$$F = z_2, F = z_1 + 2w\xi z_2 - \frac{2}{3}kw\xi z_2^3.$$

则微分同胚

$$z = \phi(x) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3}\xi w x_1 (kx_1^2 - 3) + 2 \\ x_1 \end{bmatrix}.$$

因此观测器方程为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} = & f(\hat{x}) + g(\hat{x})u + \left[ \frac{\partial \phi(\hat{x})}{\partial \hat{x}^T} \right]^{-1} [G(y - h(\hat{x})) + \\ & \kappa(y, u) - \kappa(\hat{y}, u)], \end{aligned}$$

其中

$$\kappa(y, u) = \begin{bmatrix} -w^2y \\ \frac{2}{3}w\xi y(3 - ky^2) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u \\ 0 \end{bmatrix}.$$

考虑系统的建模误差

$$\vartheta(x, t) = W(x, t)\varphi = \cos \sqrt{x_2}\varphi,$$

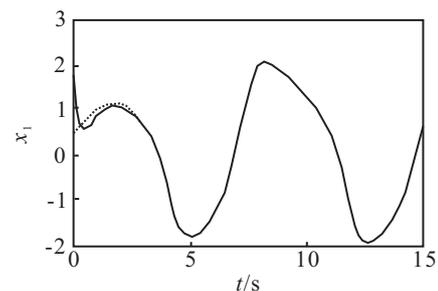
其中:  $\varphi \in [-0.5 \ 0.5]$ , 这里取  $\varphi = 0.4$ .

图 2 给出了在存在建模误差情况下系统的零输入状态响应曲线. 仿真结果表明, 所设计的观测器具有良好的估计性能. 考虑该系统发生故障的情况, 假设故障发生的时刻  $T = 8 \text{ s}$ , 取故障函数

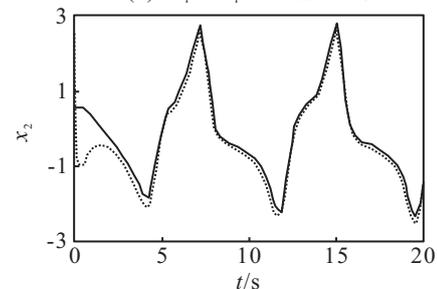
$$R(t-8)\eta(x, t) = \begin{bmatrix} 0.75 \sin(x_1) \\ 0 \end{bmatrix}.$$

选取增益阵  $G = [20 \ 10]^T, Q = \text{diag}(1, 1)$ , 则根据式 (14) 可得

$$P = \begin{bmatrix} 0.3025 & -0.5 \\ -0.5 & 1.05 \end{bmatrix}.$$

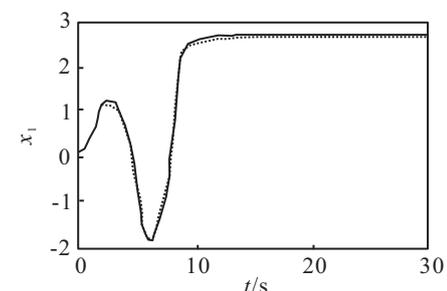


(a)  $x_1$  和  $\hat{x}_1$  的响应曲线

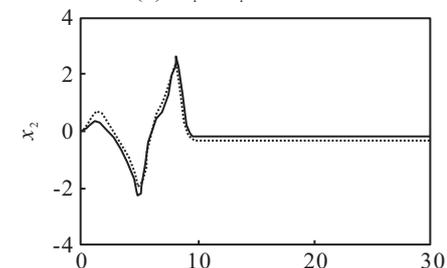


(b)  $x_2$  和  $\hat{x}_2$  的响应曲线

图 2 非线性系统在建模误差下的仿真曲线



(a)  $x_1$  和  $\hat{x}_1$  的响应曲线



(b)  $x_2$  和  $\hat{x}_2$  的响应曲线

图 3 系统状态  $x$  及估计状态  $\hat{x}$  的响应曲线

取  $\varepsilon = 20$ ,  $M = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0.605 & 0.605 \end{bmatrix}$ , 求得  $L_1 = [0.1352 \ 0.1352]$ . 根据本文提出的智能故障诊断算法, 设计形如式 (13) 的估计器.

图3~图5分别给出了系统的状态、故障和估计偏差的仿真曲线. 由图5可以看出, 当  $\|e_y\| \geq \kappa$  时系统发生故障, 神经网络故障逼近器开始工作, 因此故障诊断算法具有一定的鲁棒性.

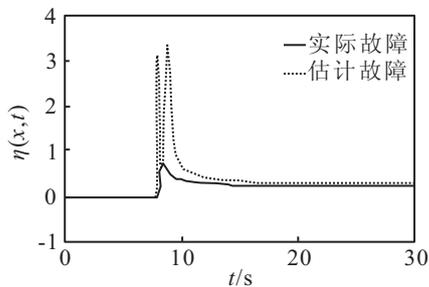


图4 系统实际故障及估计故障的响应曲线

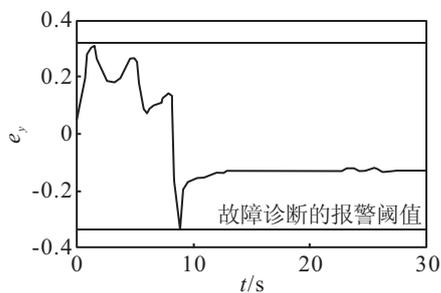


图5 系统估计偏差  $e_y$  的仿真曲线

## 6 结 论

本文研究了一类仿射型非线性系统的智能故障诊断问题. 当系统的状态不完全可观测时, 基于RBF神经网络逼近故障特性函数的观测器方法, 提出了该类系统智能故障诊断方法; 同时对故障检测的鲁棒性和诊断系统的稳定性进行了分析和证明. 仿真实验验证了所设计方法的可行性和有效性.

### 参考文献(References)

[1] 周东华, 王庆林. 一种非线性系统容错控制的混合方法[J]. 控制与决策, 1997, 12(2): 167-170.

- (Zhou D H, Wang Q L. Fault tolerant control of nonlinear system: A unified approach[J]. Control and Decision, 1997, 12(2): 167-170.)
- [2] Diao Y, Passino K M. Intelligent fault-tolerant control using adaptive and learning methods[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(5): 801-817.
- [3] Yu Dingli, Chang T K, Yu Dingwen. Fault tolerant control of multivariable processes using auto-tuning PID controller[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2005, 35(1): 32-42.
- [4] Yang G H, Wang J L, Soh Y C. Reliable  $H_\infty$  design for linear system[J]. Automatica, 2001, 37(5): 717-725.
- [5] 王福忠, 姚波, 张嗣瀛. 线性系统区域稳定的可靠控制[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(5): 835-839. (Wang F Z, Yao B, Zhang S Y. Reliable control of regional stabilizability for linear systems[J]. Control Theory and Applications, 2004, 21(5): 835-839.)
- [6] Abdollahi F, Talebi H A, Patel R V. A stable neural network-based observer with application to flexible-joint manipulators[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2006, 17(1): 118-129.
- [7] 刘春生, 胡寿松. 基于自适应神经网络的非线性系统故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 40(4): 171-174. (Liu C S, Hou S S. Fault diagnosis based on adaptive neural networks for a class of nonlinear systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 40(4): 171-174.)
- [8] 刘春生, 胡寿松. 一类基于状态估计的非线性系统的智能故障诊断[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 557-561. (Liu C S, Hou S S. Intelligent nonlinear fault diagnosis based on state estimator[J]. Control and Decision, 2005, 20(5): 557-561.)
- [9] 周东华. 非线性系统的自适应控制导论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002. (Zhou D H. Introduction to adaptive control for nonlinear systems[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.)
- [10] 洪奕光, 程代展. 非线性系统的分析与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2005. (Hong Y G, Cheng D Z. Analysis and control for nonlinear systems[M]. Beijing: Science Press, 2005.)