

# 基于小波神经网络的一类非线性系统的故障检测

李新<sup>1</sup>, 闻新<sup>1</sup>, 罗立生<sup>2</sup>, 陈运<sup>2</sup>, 任晓东<sup>2</sup>

(1. 沈阳航空航天大学 航空航天工程学部, 辽宁 沈阳 110136;  
2. 沈阳航空航天大学 机电工程学院, 辽宁 沈阳 110136)

**摘要:**针对一类非线性系统,提出一种小波神经网络(wavelet neural network, WNN)自适应故障检测方法。WNN具有较强的泛化能力及不同的激活函数。通过设计自适应状态观测器技术,利用小波神经网络观测器良好的观测性能来观测系统的当前状态,并将其应用于一类非线性系统中,实现故障检测与诊断。利用Lyapunov直接方法从理论上证明了小波神经网络故障检测观测器的稳定性,仿真结果亦表明了该非线性系统故障检测观测器的可靠性和稳定性。

**关键词:**故障检测;非线性系统;状态观测器;神经网络;仿真

**中图分类号:**TP18      **文献标识码:**A      **文章编号:**1671-5322(2016)01-0010-07

在复杂的系统工程中,存在诸多干扰、不确定因素和难以描述的非线性特性,导致系统故障时常发生。为了解决这些问题,各种各样的故障检测与诊断方法不断涌现。故障诊断通常分为基于信号处理的方法、基于知识的方法和基于模型的方法。基于模型的故障诊断范畴内,状态观测器技术是应用最多的。状态观测是现代控制理论中最基本的问题之一,而状态观测器通常是重构一个动态系统的状态,并已在反馈控制、系统监控、故障检测和故障估计等领域有着非常重要的应用。TAN等<sup>[1]</sup>利用滑模观测器对一类执行器和敏感器的故障进行了鲁棒检测与故障重构,仿真表明该方法是可行的;PIRMORADI等<sup>[2]</sup>基于模型的状态估计法对航天器的姿态确定系统进行了故障检测与分离,通过使用线性化的卡尔曼滤波器对敏感器的所有测量数据进行融合,避免了敏感器测量误差的无界性;王振华等<sup>[3]</sup>提出基于一种未知输入观测器的故障检测与分离方法,并将其成功用于卫星姿态控制系统的执行器故障诊断中,使得残差向量对指定的故障不敏感,同时保持对其它故障的敏感性;WANG等<sup>[4]</sup>将解析冗余技术应用于航天器姿态控制系统的故障诊断中,该

方法首先通过设计两个非线性观测器用于故障检测,然后根据故障检测的结果激活预先设计好的两组分离观测器,达到故障检测的目的;PIERRI等<sup>[5]</sup>对化工批处理反应堆的敏感器故障检测与分离使用了观测器技术,该方案基于两个观测器产生一组残差集对故障发生敏感;GAO等<sup>[6]</sup>对遭受模型不确定、空间干扰力矩和陀螺漂移影响的卫星姿态控制系统的鲁棒执行器进行了故障诊断,通过设计一个非线性未知输入观测器来检测执行器发生的故障,紧接着一组自适应未知输入分离观测器被激活,这些分离观测器对执行器的故障不仅起到了隔离的作用,还对故障的参数进行了估计。

然而,复杂的非线性动态系统观测器的设计却面临着大量的计算与繁琐的变量解耦问题,神经网络因能够逼近任意非线性函数,并具有大规模并行处理、联想记忆和快速响应的能力,被广泛应用于故障检测观测器的设计。闻新等<sup>[7]</sup>用高斯函数表示模糊规则的隶属度,给出了一种自组织在线学习算法,提出了一种非线性时变系统的自适应模糊神经网络状态观测器用于故障检测;冒泽慧等<sup>[8]</sup>通过构造神经网络自适应观测器获

收稿日期:2015-09-11

基金项目:沈阳航空航天大学大学生创新创业训练计划项目(DX501304)

作者简介:李新(1988—),男,江苏宿迁人,硕士生,主要研究方向为神经网络及故障诊断。

取故障信息的残差,并根据残差信号在线估计故障,最后通过修正控制律来补偿故障所带来的影响,从而实现故障的调节;SHAIK 等<sup>[9]</sup>使用切比雪夫多项式作为神经网络的基函数,构造了 Chebyshev 神经网络实现对权值的自适应调整,实现双旋翼控制系统的未知非线性系统的观测器设计;DU 等<sup>[10]</sup>提出了双神经网络相结合的策略,并将其用在空气温度控制回路的空气处理单元检测传感器的故障;VANINI 等<sup>[11]</sup>使用动态神经网络与多模型方法对双阀芯燃气轮机的故障进行检测与分离,通过观测器的残差与阈值比较,实现故障诊断的目的;闻新等<sup>[12-13]</sup>利用超基函数作为激活函数构造了类似 RBF(Radical Basis Function)神经网络的 HBF(Hyper Basis Function)神经网络,利用决策树算法计算了网络的中心,在此基础上设计了 HBF 神经网络自适应状态观测器,应用于一类非线性系统的故障检测与诊断中,仿真结果表明了该方法的可靠性与稳定性。

本文通过利用小波神经网络构造自适应观测器,应用于一类非线性系统的故障检测与诊断中, Lyapunov 直接法证明了所设观测器的稳定性。为了减少小波神经网络的母小波与神经元数,提高 WNN 的动态仿真能力,本文使用具有自回归的小波神经网络(self recurrent wavelet neural network, SRWNN)。该网络收敛速度快,并能够存储小波上一时间步的信息<sup>[14]</sup>。最终,通过仿真实例证明了该故障诊断方法的有效性与稳定性。

### 1 自回归小波神经网络(SRWNN)

具有  $N_i$  个输入、一个输出和  $N_{in} \times N_r$  个母小波的 4 层自回归小波神经网络如图 1 所示<sup>[15-16]</sup>。层 1 为输入层,把接收到的输入变量直接输出,层 2 为母小波层,每个节点有一个母小波和自反馈环,并选用式(1)为小波母函数。

$$\varphi(x) = -x \cdot \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (1)$$

则第 2 层每个节点的  $\varphi_{jk}$  为

$$\varphi_{jk}(z_{jk}) = \varphi_{jk}\left(\frac{c_{jk} - m_{jk}}{d_{jk}}\right) \quad \forall j = 1:N_r; k = 1:N_{in} \quad (2)$$

将式(1)代入式(2)得

$$\varphi_{jk}(z_{jk}) = -z_{jk} \cdot \exp\left(-0.5z_{jk}^2\right) \quad \forall z_{jk} = \frac{c_{jk} - m_{jk}}{d_{jk}} \quad (3)$$

式中: $m_{jk}$  为小波平移系数; $d_{jk}$  为小波伸缩系数;下标  $jk$  表示第  $k$  个输入项的第  $j$  个小波。

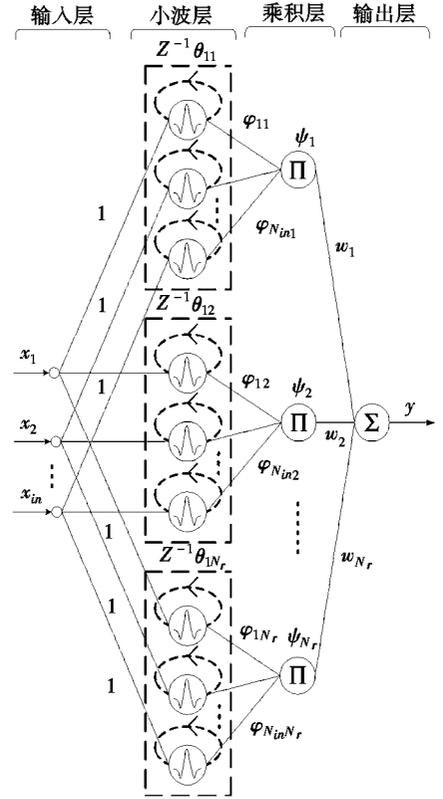


图 1 自回归小波神经网络结构

Fig.1 The self-recurrent wavelet neural network structure

在离散时间  $\sigma$  时,网络第 2 层的输入为

$$u_{jk}(\sigma) = x_k(\sigma) + \varphi_{jk}(\sigma - 1) \cdot \theta_{jk} \quad (4)$$

式中: $\theta_{jk}$  为反馈增益,类似于存储系数。

该层包含了记忆项  $\varphi_{jk}(\sigma - 1)$ ,表明 SRWNN 能储存上一时间步信息,即系统自动保存当前动态信息到下一时间步。当  $\theta_{jk} = 0$  时,SRWNN 和普通的 WNN 具有相同的结构形式。

层 3 为乘积层,该层节点由母小波的乘积决定,即

$$\psi_j(x) = \prod_{k=1}^{N_{in}} \varphi_{jk}(z_{jk}) = \prod_{k=1}^{N_{in}} \left[ z_{jk} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}z_{jk}^2\right) \right] \quad (5)$$

层 4 为输出层,该层的节点输出来源于第 3 层输出结果的线性结合。其输出为

$$y(\sigma) = \sum_{j=1}^{N_r} w_j \cdot \psi_j(x) \quad (6)$$

式中: $w_j$  为乘积层和输出层之间的连接权值。

相比于文献[16]中的自回归小波神经网络,本文的自回归小波神经网络具有较快的收敛速

度、较好的自适应性、良好的联想记忆功能和较强的动态非线性系统逼近能力,这是由于网络输入层和输出层之间没有权值连接,减少了计算时间和收敛速度。

## 2 问题陈述

### 2.1 SRWNN 状态观测器设计

考虑一类非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = g(x, u) \\ y = Cx(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $u \in R^m$  表示输入向量;  $x \in R^n$  为状态向量;  $C \in R^{d \times n}$  为定常矩阵;  $y \in R^d$  表示系统的输出向量。通过加减  $Ax$ , 式(7)变为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + f(x, u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $f(x, u) = g(x, u) - Ax$ , 表示非线性函数向量;  $A \in R^{n \times n}$  为 Hurwitz 矩阵, 保证  $(A, C)$  是可观测的。

根据神经网络具有逼近任意非线性系统的性能, 并参照式(6), 有

$$f(x, u) = W^T \phi(x, u) + \varepsilon_i(x) \quad (9)$$

式中:  $W = [w_1, w_2, \dots, w_{N_i}]^T$  为权值向量;  $\phi(x, u)$  表示 SRWNN 所选的激活函数(这里选用高斯小波作为激活函数);  $\varepsilon_i(x)$  为网络函数逼近误差向量, 满足  $\|\varepsilon_i\| \leq \varepsilon_N, \varepsilon_N$  是它的边界函数。

根据 SRWNN 的逼近特性, 存在一个有界权值  $W$ , 使得

$$\|W\|_F \leq W_M \quad (10)$$

则, 网络的输出估计为

$$\hat{f}(\hat{x}, u) = \hat{W}^T \hat{\phi}(\hat{x}, u) \quad (11)$$

假设  $f(x, u)$  是未知的非线性函数向量, 则  $g(x, u)$  也是未知的; 针对式(8)构造如图 2 所示的 SRWNN 观测器模型。

式(8)的自适应状态观测器为

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + \hat{f}(\hat{x}, u) + G(y - C\hat{x}) \\ \hat{y} = C\hat{x} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\hat{x} \in R^n$  为观测器状态向量;  $G$  为观测器增益矩阵, 满足  $M_C = A - GC$  为渐进稳定的 Hurwitz 矩阵。

定义观测误差  $\tilde{e}$  和输出误差  $\tilde{e}_y$  为

$$\begin{cases} \tilde{e} = x - \hat{x} \\ \tilde{e}_y = y - \hat{y} \end{cases} \quad (13)$$

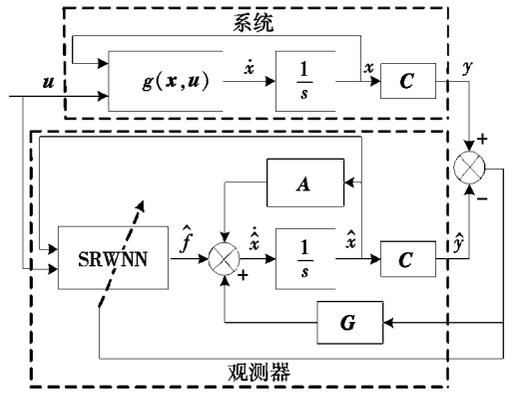


图 2 非线性系统观测器结构

Fig. 2 Nonlinear observer structure system

由式(8)、(9)、(11)、(12)和(13)得误差动态方程为

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{e}} = M_C \tilde{e} + W^T (\phi(x, u) - \hat{\phi}(\hat{x}, u)) + \\ \tilde{e}_y^T \hat{\phi}(\hat{x}, u) + \varepsilon_i(x) \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $\tilde{e}_y^T = W^T - \hat{W}^T$  表示权值估计误差。

### 2.2 稳定性分析

在神经网络结构已知的情况下, 定义权值更新机制的前提就是保证系统的稳定性。权值更新机制采用梯度下降算法并加入修正项以保证它的鲁棒性。

将式(14)求解得

$$\dot{\tilde{e}} = -M_C^{-1} \tilde{e}_y^T \phi(\hat{x}, u) + \zeta \quad (15)$$

考虑如下函数

$$E = \frac{1}{2} \tilde{e}_y^T \tilde{e}_y \quad (16)$$

具有修正项的梯度下降算法为

$$\dot{\hat{W}} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial \hat{W}} - \lambda \|\tilde{e}_y\| \hat{W} \quad (17)$$

式中:  $\eta$  表示学习率;  $\lambda$  表示衰减系数。

由偏导数求导的链式法得

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{W}} = \frac{\partial E}{\partial \tilde{e}} \cdot \frac{\partial \tilde{e}}{\partial \hat{W}} = C^T C \tilde{e} M_C^{-1} \phi(\hat{x}, u) \quad (18)$$

将式(15)、(18)代入式(17)得到修正后的神经网络权值为

$$\dot{\hat{W}} = -\eta \phi(\hat{x}, u) (\tilde{e}_y^T C M_C^{-1}) - \lambda \|\tilde{e}_y\| \hat{W} \quad (19)$$

对等式  $\tilde{e}_w = W^T - \hat{W}^T$  两边微分得

$$\dot{\tilde{e}}_w = \eta \phi(\hat{x}, u) (\tilde{e}_y^T C M_C^{-1}) + \lambda \|\tilde{e}_y\| \hat{W} \quad (20)$$

由 Lyapunov 直接法得

$$V = \frac{1}{2} \tilde{e}^T P \tilde{e} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{e}_w^T \tilde{e}_w) \quad (21)$$

式中:  $P = P^T > 0$  为正定矩阵,且对任意正定矩阵  $Q$ , 满足

$$M_c^T P + M_c P^T = -Q \quad (22)$$

将式(21)求导得

$$\dot{V} = \tilde{e}^T P \dot{\tilde{e}} + \text{tr}(\tilde{e}_w^T \dot{\tilde{e}}_w) \quad (23)$$

将式(14)、(20)、(22)代入式(23)得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} \tilde{e}^T Q \tilde{e} + \tilde{e}^T P (\tilde{e}_w^T \phi(\hat{x}, u) + \omega(t)) + \\ & \text{tr}(\tilde{e}_w^T \eta \phi(\hat{x}, u) (\tilde{e}_y^T C M_c^{-1}) + e_w^T \lambda \| \tilde{e}_y \| \hat{W}) \end{aligned} \quad (24)$$

式中:  $\omega(t) = W[\phi(x, u) - \phi(\hat{x}, u)] + \varepsilon_t(x)$  为一个有界干扰,即满足  $\| \omega \| \leq \bar{\omega}$ 。

令  $\delta = \eta(C^T C M_c^{-1})$ , 由  $\hat{W} = W - e_w, \tilde{e}_y = C \tilde{e}$ , 式(24)变为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} \tilde{e}^T Q \tilde{e} + \tilde{e}^T P (\tilde{e}_w^T \phi(\hat{x}, u) + \omega(t)) + \\ & \text{tr}(\tilde{e}_w^T \phi(\hat{x}, u) \tilde{e} \delta + \tilde{e}_w^T \lambda \| C \tilde{e} \| (W - \tilde{e}_w)) \end{aligned} \quad (25)$$

将式(26)代入式(25)

$$\begin{cases} \text{tr}(\tilde{e}_w^T (W - \tilde{e}_w)) \leq W_M \| \tilde{e}_w \| - \| \tilde{e}_w \|^2 \\ \text{tr}(\tilde{e}_w^T \phi(\hat{x}, u) \tilde{e}^T \delta) \leq \phi_F \| \tilde{e}_w \| \cdot \| \tilde{e} \| \cdot \| \delta \| \end{cases} \quad (26)$$

得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} \beta_{\min}(Q) \| \tilde{e} \|^2 + \| \tilde{e} \| \cdot \| P \| \cdot \\ & (\| \tilde{e}_w \| \phi(\hat{x}, u) + \bar{\omega}) + \phi_F \| \tilde{e}_w \| \cdot \| \tilde{e} \| \cdot \| \delta \| + \\ & \lambda \| C \tilde{e} \| \cdot (W_M \| \tilde{e}_w \| - \| \tilde{e}_w \|^2) \end{aligned} \quad (27)$$

式中:  $\beta_{\min}(Q)$  为矩阵  $Q$  的最小特征值。

令  $a = \frac{1}{2} \| \delta \|$ , 通过加减  $a^2 \cdot \| \tilde{e}_w \|^2 \cdot \| \tilde{e} \|^2$  得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{1}{2} \beta_{\min}(Q) \| \tilde{e} \|^2 + [ \| P \| \bar{\omega} - \\ & \| \tilde{e}_w \| (\lambda \| C \| - a^2) + \| \tilde{e}_w \| (\| P \| \phi_F + \\ & \phi_F \| \delta \| + W_M \lambda \| C \|) - a^2 \| \tilde{e}_w \|^2] \| \tilde{e} \| \end{aligned} \quad (28)$$

令  $b = \frac{\| P \| \phi_F + \phi_F \| \delta \| + \lambda W_M \| C \|}{2(\lambda \| C \| - a^2)}$ , 通过加减  $b^2 \| \tilde{e} \|^2$  得

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} \beta_{\min}(Q) \| \tilde{e} \|^2 + \| \tilde{e} \| [ \| P \| \bar{\omega} +$$

$$\begin{aligned} & (\lambda \| C \| - a^2) b^2 - (\lambda \| C \| - a^2) \cdot \\ & (b - \| \tilde{e}_w \|^2) - (a \| \tilde{e}_w \|^2) ] \end{aligned} \quad (29)$$

要使  $\dot{V} \leq 0$ , 只需

$$\begin{cases} \| \tilde{e} \| > \frac{2}{\beta_{\min}(Q)} [ \| P \| \bar{\omega} + (\lambda \| C \| - a^2) b^2 ] \\ \lambda \geq \frac{a^2}{\| C \|} \end{cases} \quad (30)$$

因此,估计误差  $\tilde{e}$  和输出误差  $\tilde{e}_y$  均是一致有界的,满足了观测器设计稳定性的要求。

### 2.3 收敛性分析

根据式(30)可知,存在收敛半径为  $R$  的空间球体  $\Omega = \{ \tilde{e} \mid \| \tilde{e} \| > R \}$ , 在球体之外,则  $\dot{V} \leq 0$ ; 在球体之内,则  $\dot{V} > 0$ , 此时估计误差和输出误差无界。现在证明权值误差  $\tilde{e}_w$  的有界性,式(20)可表示为

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{e}}_w = & \eta \phi(\hat{x}, u) (\tilde{e}_y^T C M_c^{-1}) + \lambda \| \tilde{e}_y \| \hat{W} = \\ & \eta \phi(\hat{x}, u) (\tilde{e}_y^T C M_c^{-1}) + \lambda \| \tilde{e}_y \| W - \lambda \| \tilde{e}_y \| e_w \end{aligned} \quad (31)$$

式中:  $\phi(\hat{x}, u)$ 、 $M_c$ 、 $\tilde{e}_y$ 、 $C$  都是有界的,  $\lambda \| \tilde{e}_y \|^2$  为正,因此式(31)是稳定的,从而保证了权值误差的有界性。通过上述分析,证明了 SRWNN 观测器的稳定性及收敛性。

## 3 非线性系统的故障检测

根据状态观测器的输出值,可以对系统的下一步输出进行预测,从而实现系统的故障检测。系统的输出残差可以用式(13)表示,依据状态观测器的设计特点,  $\lambda \tilde{e}_y$  应快速收敛到 0, 从而实现动态系统输出的预测。但是,当系统发生故障时,系统的物理结构发生了变化,神经网络的自学习需要一定的时间,导致对系统状态的跟踪能力下降,使得系统的输出残差突然变化,这种突变可以用来检测故障。

根据式(13),故障检测可以表示为

$$\begin{cases} -\lambda < \| \tilde{e}_y(t) \| = \| Ce(t) \| < \lambda; & \text{正常} \\ \| \tilde{e}_y(t_f) \| = \| Ce(t_f) \| \geq \lambda & \text{或} & \text{故障} \\ \| \tilde{e}_y(t_f) \| = \| Ce(t_f) \| \leq -\lambda; & \end{cases} \quad (31)$$

式中:  $\lambda$  是给定阈值;  $t$  表示故障发生的时刻。残差估计的基本思想就是设计一个有效的阈

值界限。一旦系统的输出残差大于给定的阈值,系统就会立刻发出警告。本文设计的基于自回归小波神经网络故障检测观测器方案如图 3 所示。

通常情况下,阈值是一个小的常数,但在实际系统中,存在建模误差、干扰等不确定因素,使系统的输出残差变成一种随机过程,导致无故障情况下的概率密度曲线与故障情况下的曲线发生重叠现象。因此,如果阈值选择不当,系统可能会发生误报或漏报,影响故障检测的精度<sup>[2,17]</sup>。

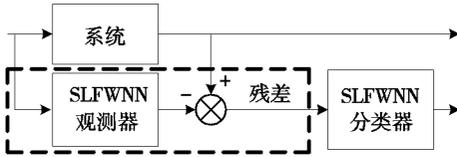


图 3 观测器检测方案

Fig. 3 Observer detection scheme

### 4 仿真结果

为了验证故障检测方法的可靠性与稳定性,首先对一类非线性系统进行估计,然后对航天器姿态控制系统的敏感器故障进行仿真。

考虑如下非线性系统,其状态方程如式(12)所示

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \frac{2u - mgl\sin x_1}{M} \\ y = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (32)$$

仿真中,取初始参数  $H = [200 \quad 600]$ ,  $S = \text{diag}[3 \times 10^3]$ ,  $N = \text{diag}[2 \times 10^4]$ ,  $x_0 = [0 \quad 0.4]^T$ ,  $\hat{x}_0 = [0.2 \quad 0]^T$ 。假设系统在没有白噪声干扰的情况下,使用以上方法对系统进行训练、预测与跟踪,仿真结果如图 4 ~ 图 7 所示。

通过仿真结果可知,SRWNN 自适应状态观测器具有较好的稳定性,对非线性系统的状态变量具有很好的跟踪能力,且收敛速度较快。图 5 在开始阶段的突变是由于状态变量初始化时,初始值的选取是按照经验进行的,从而造成开始阶段的估计误差相对较大。图 4 与图 5 的仿真结果表明,该神经网络观测器能够满足设计要求。

现使用该观测器对航天器姿态控制系统的敏感器故障进行检测。假设敏感器从  $t = 1 \text{ s}$  发生间歇故障,给定阈值  $\lambda = 0.15$ ,仿真结果如图 8 和图 9 所示。通过公式(31)很容易判断出故障,最终

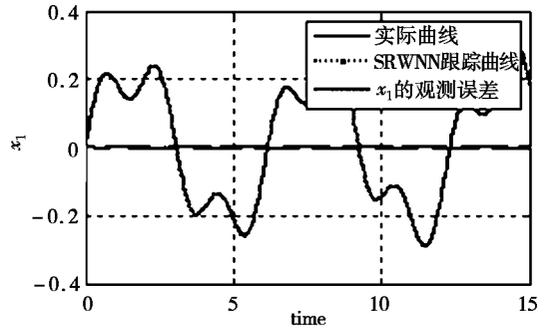


图 4  $x_1$  与  $\hat{x}_1$  状态估计曲线

Fig. 4 State estimation curve for  $x_1$  and  $\hat{x}_1$

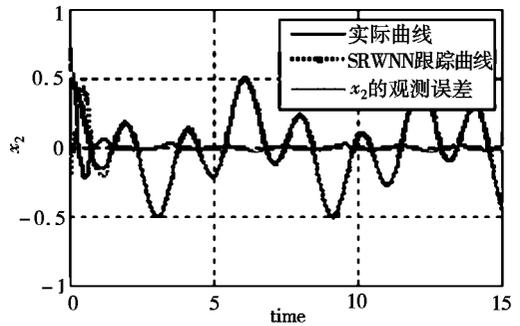


图 5  $x_2$  与  $\hat{x}_2$  状态估计曲线

Fig. 5 State estimation curve for  $x_2$  and  $\hat{x}_2$

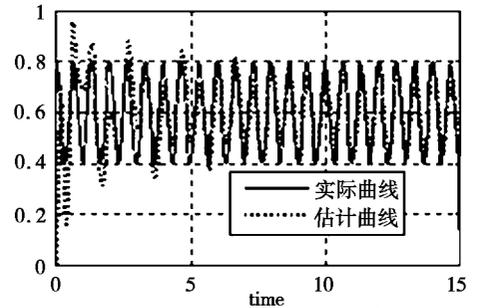


图 6 无故障时的输出  $y$  与  $\hat{y}$

Fig. 6 The output of  $y$  and  $\hat{y}$  in fault free

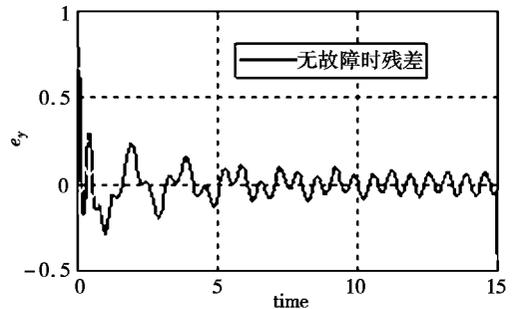
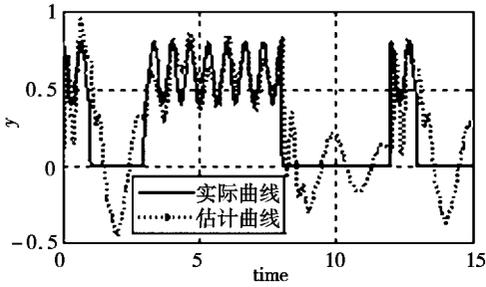
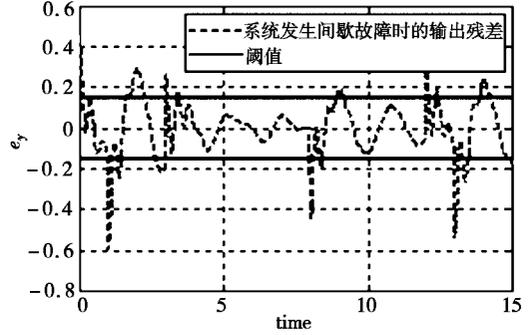


图 7 无故障时输出  $y$  的相对误差

Fig. 7 The relative error of  $y$  in fault free

图 8 发生间歇故障时的输出  $y$  与  $\hat{y}$ Fig. 8 The output of  $y$  and  $\hat{y}$  in intermittent fault图 9 发生间歇故障时输出  $y$  的相对残差Fig. 9 The relative residual of  $y$  in intermittent fault

验证了该类故障检测方法是可行的。

## 5 结论

针对一类非线性系统,使用 SRWNN 构造自适应状态观测器,并将其用于航天器姿态控制系统敏感器的故障检测。SRWNN 具有较少的神经

元,并能存储小波上一时间步的信息,应用该网络设计观测器减少了传统观测器设计时的复杂性,对非线性动态系统的故障具有较高的敏感性。最终,通过仿真证明了该故障诊断方法的有效性与稳定性。

## 参考文献:

- [1] TAN C P, EDWARDS C. Sliding mode observers for robust detection and reconstruction of actuator and sensor faults[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2003,13(5):443-463.
- [2] PIRMORDDI F N, SASSANI F, SILVA C W D. Fault detection and diagnosis in a spacecraft attitude determination system [J]. Acta Astronautica, 2009,65(5-6):710-729.
- [3] 王振华,张森,沈毅. 卫星姿态控制系统执行器故障检测与分离[J]. 哈尔滨工业大学学报,2013,45(2):72-76.
- [4] WANG R X, CHENG Y, XU M Q. Analytical redundancy based fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems [J]. Journal of the Franklin Institute, 2015,352(5):1906-1931.
- [5] PIERRIA F, PAVIGLIANTIB G, CACCAVALEA F, et al. Observer-based sensor fault detection and isolation for chemical batch reactors[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008,21(8):1204-1216.
- [6] GAO C Y, ZHAO Q, DUAN G R. Robust actuator fault diagnosis scheme for satellite attitude control systems[J]. Journal of the Franklin Institute, 2013,350(9):2560-2580.
- [7] 闻新,王青,钱芳,等. 一种自适应观测器设计和故障检测方法[J]. 北京航空航天大学学报,1998,24(6):58-61.
- [8] 冒泽慧,姜斌. 基于神经网络观测器的一类非线性系统的故障调节[J]. 控制与决策,2007,22(1):11-15.
- [9] SHAIK F A, PURWAR S, PRATAP B. Real-time implementation of Chebyshev neural network observer for twin rotor control system[J]. Expert Systems with Applications, 2011,38(10):13043-13049.
- [10] DU Z M, FAN B, CHI J L, et al. Sensor fault detection and its efficiency analysis in air handling unit using the combined neural networks[J]. Energy and Buildings, 2014,72(2):157-166.
- [11] VANINI Z N S, KHORASANI K, MESKIN N. Fault detection and isolation of a dual spool gas turbine engine using dynamic neural networks and multiple model approach[J]. Information Sciences, 2014,259(3):234-251.
- [12] 闻新,张兴旺,张威. 基于 HBF 神经网络的自适应观测器[J]. 电子学报,2015,43(7):1315-1319.
- [13] WEN Xin, ZHANG X W, ZHU Y P. Design of Fault Detection Observer Based on Hyper Basis Function[J]. Tsinghua Science and Technology, 2015,20(2):200-204.
- [14] TOFIGHI M, ALIZADEH M, GANJEFAR S, et al. Direct adaptive power system stabilizer design using fuzzy wavelet neural network with self-recurrent consequent part[J]. Applied Soft Computing, 2015,28:514-526.

[15] YOO S J, PARK J B, CHOI Y H. Indirect adaptive control of nonlinear dynamic systems using self recurrent wavelet neural networks via adaptive learning rates[J]. Information Sciences, 2007,177(15):3 074 - 3 098.

[16] 王家军. 基于自回归小波神经网络的感应电动机滑模反推控制[J]. 自动化学报,2009,35(1):1 - 8.

[17] LEE D, KUMAR K D, SINHA M. Fault detection and recovery of spacecraft formation flying using nonlinear observer and reconfigurable controller[J]. Acta Astronautica, 2014,97(2):58 - 72.

## Fault Detection for a Class of Nonlinear System Based on Wavelet Neural Networks

LI Xin<sup>1</sup>, WEN Xin<sup>1</sup>, LUO Lisheng<sup>2</sup>, CHEN Yun<sup>2</sup>, REN Xiaodong<sup>2</sup>

(1. Faculty of Aerospace Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning 110136, China;  
2. School of Mechanical and Electronic Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning 110136, China)

**Abstract:** In this paper, an adaptive fault detection method based on wavelet neural network (WNN) is proposed for a class of nonlinear systems. Compared with BP (Propagation Back) neural networks, the WNN has a more generalization ability with different activation functions. By designing adaptive state observer technique, the current state of the system is observed by using wavelet neural network observer, and it is applied to a class of nonlinear system fault detection and diagnosis. The stability of the fault detection observer for the wavelet neural network is proved by using the Lyapunov's direct method. Finally, the reliability and stability of the fault detection observer for the nonlinear system are demonstrated by simulation.

**Keywords:** fault detection; nonlinear systems; state observer; neural networks; simulation

(责任编辑:李华云)

### 启 事

本刊已入编《中国学术期刊(光盘版)》、“中国期刊网”、“万方数据——数字化期刊群”、《中国科技期刊数据库》、《美国化学文摘》和《CEPS 华艺中文电子期刊》,作者著作权使用费在本刊稿酬中一并给付(另有约定者除外)。对此不同意者,请在来稿时说明。