

基于未知输入观测器的不确定非线性系统故障检测

张正道^{1,2}, 胡寿松¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京, 210016; 2. 江南大学控制科学与工程研究中心, 无锡, 214122)

摘要: 针对具有不确定性和系统故障的非线性系统, 利用神经网络构造了全阶未知输入观测器, 在获得系统的状态观测信号的同时得到了系统的故障观测信号。通过在故障观测神经网络权值的调整规律中引入死区函数, 从而提高了故障观测对系统不确定性的鲁棒性。利用得到的故障观测信号, 可以方便地检测系统的缓变故障和突变故障, 实现了对系统故障的快速检测, 降低了误检率。仿真示例表明了该方法的有效性。

关键词: 未知输入观测器; 非线性; 不确定系统; 故障检测

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1005-2615(2005)03-0288-04

Fault Detection for Uncertain Nonlinear System Based on Unknown Input Observer

ZHANG Zheng-dao^{1,2}, HU Shou-song¹

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China;

2. Research Center of Control Science & Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi, 214122, China)

Abstract: For a class of uncertain nonlinear system with an unknown input, a new full-order unknown input observer is developed. Using the proposed method, the state and the fault can be observed at the same time. A dead zone function is used for the adjust rule of the weight matrix of the fault observer neural network, so that the robust of the fault is improved under the uncertainty of the system. In this method, the fast abrupt fault and the slow variation fault of the system are conveniently detected, and the detection error rate is reduced. Simulations show the effectiveness of the proposed method.

Key words: unknown input observer; nonlinear; uncertain system; fault detection

故障诊断技术是容错控制的重要支撑手段之一, 利用观测器(组)产生残差, 然后基于某种准则或阈值对残差进行评价和决策是最常见的方法。该方法的优点是可以充分利用系统的知识, 检测故障准确及时; 缺点是依赖于系统的数学模型, 对于建模误差、参数摄动、噪声和干扰非常敏感, 缺乏鲁棒性。未知输入观测器是一种新型的系统观测结构, 可在观测状态的同时提供未知输入的观测值。这种未知输入可以是系统的不确定性、未建模动态、噪

声, 也可以是系统的故障信号, 从而克服了传统观测器方法在故障检测和诊断领域应用时要求得到残差的缺点。目前这方面的研究成果主要针对线性确定性系统^[1~3], Moreno 和 Yang 针对系统结构已知的非线性系统设计了未知输入观测器^[4,5]。但是, 这些研究都是只考虑了系统存在未知输入的情况或将系统的不确定性、未建模动态、噪声、故障等合并为一个未知输入来讨论, 这就使得在未知输入观测值出现异常时无法确定是由故障还是系统内部

基金项目: 国家自然科学基金(60234010)资助项目; 国防基础科研基金(K1603060318)资助项目; 航空科学基金(05E52031)资助项目。

收稿日期: 2004-11-29; 修订日期: 2005-01-14

作者简介: 张正道, 男, 博士研究生, 1976 年 5 月生, Email: wzxd@hotm ail .com; 胡寿松, 男, 教授, 博士生导师, 1937 年生。

模型变化所引起,进而导致故障的误报和漏报。目前研究的难点就在于如何同时对系统不确定性及建模误差和外界干扰及故障进行分别观测。本文利用在线神经网络实现对这两类信号的分别观测。由于系统不确定性、未建模动态和噪声、故障信号在模型中本身就处于重叠状态,完全分离比较困难,因此要求尽可能分离两类信号,实现渐近观测;若观测存在误差,则要求误差不影响对故障的辨别,从而能够得到正确的故障判别信息。文中直接利用故障观测信号进行故障检测,避免了现有方法先产生残差再检测故障的过程,同时使得故障的检测更加方便、直观。

1 系统描述

考虑如下具有故障输入的不确定动态非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u) + \Delta f(x, u) + \Psi\theta(t) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^l, f(x, u) \in R^n$ 为非线性连续可微函数向量; $\Delta f(x, u) \in R^n$ 表示系统的不确定项; $\theta(t) \in R^r$ 表示系统的故障; $\Psi \in R^{n \times r}$, 当系统正常工作时 $\theta(t) = 0$ 。

设 $A = \frac{\partial f}{\partial x}$, 则系统(1)可以表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + f(x, u) + \Psi\theta(t) \\ y = Cx \end{cases} \quad (2)$$

式中 $f(x, u)$ 和 $\theta(t)$ 都是未知函数。本文针对系统(2), 基于RBF神经网络设计未知输入观测器, 在实现状态渐近观测的同时观测故障信号, 并保证观测器有良好性能。

引理1 对系统(2), 如果 (A, C) 可观测, 则必定存在矩阵 $K \in R^{n \times l}$, 使得对任意的正定矩阵 Q 和 $\alpha > 0$, Lyapunov 方程 $(A - KC)^T P + P(A - KC) + 2\alpha P = -Q$ 有惟一正定对称解矩阵 P 。

2 基于神经网络的未知输入观测器设计

由于在很多实际系统中, 故障决定于系统状态和控制输入^[6]。因此不失一般性, 假设未知的故障输入可以表示为未知函数向量形式: $\theta(t) = G(x, u)$ 。

引理2^[7] 对于任意的定义在紧集 Ω 上的非线性函数 $f(x)$ 且 $\forall \epsilon > 0$, 一定存在一个RBF神经网络 $f_{NN}(x) = W^* \varphi(x)$, 满足 $\sup_{x \in \Omega} |f(x) - f_{NN}(x)|$

由引理2, 未知非线性函数 $f(x, u), G(x, u)$ 可以用神经网络表示, 则系统(2)可以写成

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + W_1^* \varphi_1(x, u) + \Psi\hat{W}_2^* \varphi_2(x, u) + \epsilon + \\ \quad \Psi(W_2^* \varphi_2(x, u) + \epsilon) \\ y = Cx \end{cases} \quad (3)$$

对于系统(3)设计如下全阶未知输入观测器

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + \hat{W}_1 \hat{\varphi}_1(\hat{x}, u) + \Psi(\hat{W}_2 \hat{\varphi}_2(\hat{x}, u) + \\ \quad K(y - \hat{y})) \\ \hat{y} = C\hat{x} \end{cases} \quad (4)$$

令: $\tilde{x} = x - \hat{x}, \tilde{y} = y - \hat{y}$, 则误差方程为

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = (A - KC)\tilde{x} + W_1^* \varphi_1(x, u) + \epsilon - \\ \quad \hat{W}_1 \hat{\varphi}_1(\hat{x}, u) + W_2^* \varphi_2(x, u) + \epsilon - \\ \quad \hat{W}_2 \hat{\varphi}_2(\hat{x}, u) \\ \tilde{y} = C\tilde{x} \end{cases} \quad (5)$$

定理1 如果系统(3)满足 (A, C) 完全可观测, 设计的神经网络未知输入观测器为(4), 其观测误差方程为(5), RBF神经网络的权值矩阵按如下自适应律修正

$$\dot{\hat{W}}_1 = \frac{(L_1 P C^T \tilde{y} \hat{\varphi}_1^T - \lambda_1 \tilde{y}^T C P - \epsilon L \hat{W}_1)}{C^T \tilde{y}^T \tilde{y}} \quad (6)$$

$$\dot{\hat{W}}_2 = \frac{(L_2 \Psi^T P C^T \tilde{y} \hat{\varphi}_2^T - \lambda_2 \tilde{y}^T C P \Psi - \epsilon L \hat{W}_2)}{C^T \tilde{y}^T \tilde{y}} \quad (7)$$

其中: P 满足引理1的要求; L_1, L_2 对称正定; $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ 则系统观测误差一致最终有界(UUB)。

证明 对方程(5)选取Lyapunov函数:

$$V = \frac{1}{2} \tilde{x}^T P \tilde{x} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T L_1 \tilde{W}_1 + \tilde{W}_2^T L_2 \tilde{W}_2)$$

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} \tilde{x}^T \{P(A - KC) + (A - KC)^T P\} \tilde{x} + \\ & \tilde{x}^T P W_1^* \varphi_1(x, u) + \tilde{x}^T P \epsilon + \tilde{x}^T P \tilde{W}_1 \hat{\varphi}_1(\hat{x}, u) + \\ & \tilde{x}^T P \Psi W_2^* \varphi_2(x, u) + \tilde{x}^T P \Psi \epsilon + \tilde{x}^T P \Psi \tilde{W}_2 \hat{\varphi}_2(\hat{x}, u) + \\ & \text{tr}(\tilde{W}_1^T L_1 \dot{\tilde{W}}_1) + \text{tr}(\tilde{W}_2^T L_2 \dot{\tilde{W}}_2) \end{aligned}$$

代入权值调整规律(6, 7); 由RBF神经网络的性质: $\tilde{W}_1^T \tilde{y} \hat{\varphi}_1^T - \lambda_1 \tilde{y}^T C P - \epsilon L \hat{W}_1 = 0$ 且对 x 满足 $\varphi_1(x, u) - \varphi_1(\hat{x}, u) \leq \lambda_1 \|\tilde{x}\|$ 并有: $\text{tr}(\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1) \leq \tilde{W}_1^T \tilde{y} \hat{\varphi}_1^T - \lambda_1 \tilde{y}^T C P - \epsilon L \hat{W}_1$ 再令: $\lambda = \min(\lambda_1, \Psi^T P \lambda_2)$, $Z = \text{diag}(\tilde{W}_1, \tilde{W}_2)$, $\epsilon = \epsilon + \Psi^T P \epsilon$, $\lambda = [\lambda \tilde{W}_1 + \tilde{\varphi} \lambda_2 \tilde{W}_2 \Psi^T P + \tilde{\varphi} \Psi^T P]$

取 $\alpha = (\lambda \tilde{W}_1 + \lambda_2 \tilde{W}_2 \Psi^T P)$, 则:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \tilde{x}^T \tilde{x} - \tilde{x}^T P \epsilon + \\ & \left[\lambda \left(Z^T F - \frac{\lambda}{2\lambda} \right)^2 \right] + \tilde{x}^T P \epsilon + \left(\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda} \right) \end{aligned}$$

$$\text{当 } \tilde{x}_F > \frac{2P_F}{\lambda_{\min}(Q)} \left(\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda_1} \right), \text{ 或者当}$$

$$Z_F > \frac{\lambda}{2\lambda_1} + \sqrt{\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda_1}} \text{ 时, 有 } \dot{V} < 0.$$

所以方程(5)是一致最终有界(UUB)的。证毕。

显然在系统(1)中,系统的不确定性和未知故障信号是加性不可分的。设神经网络的逼近误差分别为 $\mu_i(t) = W_i^* \varphi(x, u) - \hat{W}_i \hat{\varphi}(x, u)$, ($i = 1, 2$)。一般观测器设计可以使 $\lim [\mu_1(t) + \mu_2(t)] = 0$, 即对状态渐进观测,但不能保证 $\lim \mu_i(t) = 0$, 即对不确定性和故障分别都实现渐近观测。为了减小观测误差耦合,在故障观测神经网络权值调整规律中引入如下死区函数

$$\sigma(d) = \begin{cases} 0 & \text{当 } d_F < \delta \\ d & \text{当 } d_F \geq \delta \end{cases} \quad \delta \in R^+ \quad (8)$$

显然 δ 应小于故障发生后故障信号的范数且大于故障发生前输出观测误差的范数。这使得故障观测神经网络输出仅在故障发生后才进行调整。由此权值调整规律(7)修改为

$$\dot{\hat{W}}_2 = \frac{(\mathbf{L}_2 \Psi^T \mathbf{P} \mathbf{C}^T \sigma(\tilde{y}) \hat{\varphi}_2^T - \lambda_2 \sigma(\tilde{y}^T) \mathbf{C} \mathbf{P} \Psi \mathbf{L}_2 \hat{W}_2)}{\mathbf{C}^T \tilde{y}} \quad (9)$$

定理 2 如果系统(3)满足定理1的条件,神经网络权值矩阵按式(6,9)修正,则系统的观测误差是一致最终有界(UUB)的。

证明 当 $\tilde{y} < \delta$ 时,式(9)即式(7),所以此时系统的观测误差是一致最终有界的。下证:当 $\tilde{y} > \delta$ 时,系统的观测误差仍是一致最终有界(UUB)的。

由式(9)知,此时 $\dot{\hat{W}}_2 = 0$, 即神经网络的输出 $\hat{W}_2 \hat{\varphi}_2(x, u)$ 为常数,设此常数为 ξ 。此时式(7)可以写成

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C})\tilde{x} + \mathbf{W}_1^* \varphi(x, u) + \mathbf{G} - \hat{W}_1 \hat{\varphi}(x, u) - \Psi \xi \\ \tilde{y} = \mathbf{C}\tilde{x} \end{cases}$$

取 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} \tilde{x}^T \mathbf{P} \tilde{x} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \mathbf{L}_1^{-1} \tilde{W}_1)$$

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \tilde{x}^T \{ \mathbf{P}(\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}) + (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C})^T \mathbf{P} \} \tilde{x} +$$

$$\tilde{x}^T \mathbf{P}(\mathbf{W}_1^* \varphi(x, u) + \mathbf{G} - \hat{W}_1 \hat{\varphi}(x, u) -$$

$$\Psi \xi) + \text{tr}(\tilde{W}_1^T \mathbf{L}_1^{-1} \tilde{W}_1)$$

同定理1证明,代入权值调整规律(6),同时令 $\epsilon = \epsilon + \Psi^T \mathbf{P} \xi$, $\lambda = \lambda_1 \bar{W}_1 + \bar{\varphi}$, $\alpha = \lambda_2 \bar{W}_1$ 可得

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \lambda_{\min}(Q) \tilde{x}^T \tilde{x} - \tilde{x}^T \mathbf{P}_F \mathbf{x}$$

$$\left[\lambda_1 \left(\tilde{W}_1^T \mathbf{P}_F - \frac{\lambda}{2\lambda_1} \right)^2 \right] + \tilde{x}^T \mathbf{P}_F \left(\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda_1} \right)$$

$$\text{当 } \tilde{x}_F > \frac{2P_F}{\lambda_{\min}(Q)} \left(\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda_1} \right), \text{ 或者当 } \tilde{W}_1^T \mathbf{P}_F > \frac{\lambda}{2\lambda_1} + \sqrt{\epsilon + \frac{\lambda^2}{4\lambda_1}} \text{ 时, } \dot{V} < 0.$$

所以系统的观测误差仍是一致最终有界(UUB)的。证毕。死区函数的阈值可取为

$$\delta = 2 \mathbf{C}^T \mathbf{P}_F \left(\epsilon + \frac{(\lambda \bar{W}_1 + \bar{\varphi})^2}{4\lambda_1} \right) / \lambda_{\min}(Q) \quad (10)$$

其中 \bar{W}_1 取系统没有故障时,状态观测误差进入稳态时神经网络权值矩阵的范数。

3 仿真示例

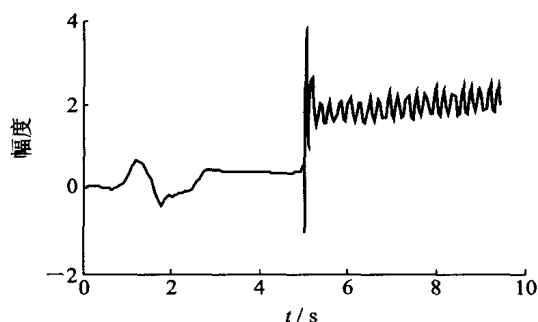
考虑如下的非线性不确定系统

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1^2(t) - x_1(t)x_2(t) \\ -x_2^2(t) + 4x_1(t)x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta(x, t) \\ \eta_2(x, t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.25 \\ 2 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \theta(t)$$

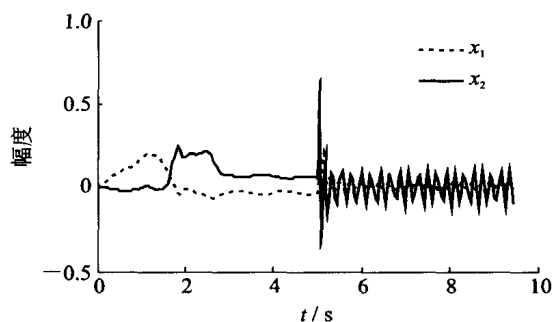
$$y = x_1(t) + x_2(t)$$

其中系统的控制输入 $u(t) = 0.5 \sin(2\pi \cdot t) + 0.5 \cos(0.008\pi \cdot t)$, 系统的不确定项分别为 $\eta(x, t) = -\sin(x_2(t)) - 0.1 \sin(x_1(t)) \cos(x_2(t)) + 3t$ 和 $\eta_2(x, t) = 0.1 \sin(x_1(t)) \cos(x_2(t))$, $\theta(t)$ 表示系统的外界故障,未发生故障时为0。仿真时假设 $\theta(t) = 2 \times 1(t-5)$, 即系统在5s时发生故障。

取未知输入观测系统的初态 $\hat{x}(0) = [0 \ 1]^T$, $\hat{\theta}(0) = 0$; $\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C} = \begin{bmatrix} -1.8 & -0.8 \\ 0.8 & -5.2 \end{bmatrix}$ 。仿真的结果如图1所示。从图中可以看出,系统在5s时发生了一个突发故障,故障的幅度为2。图2所示为采用权值调整规律(6,7)的仿真结果。通过对比图1,2可以看出,在权值调整规律中加入死区函数后对状态的观测没有大的影响,但却能够有效地提高故障信号的观测精度,这也证实了加入死区函数确实提高故障信号观测的准确性。

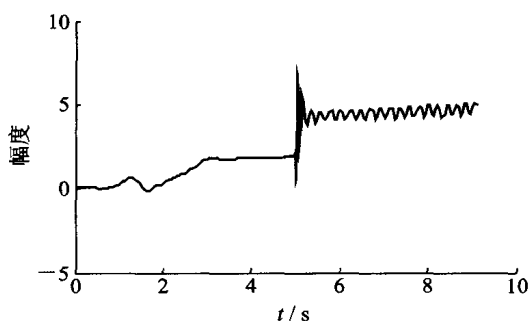


(a) 故障信号的观测结果

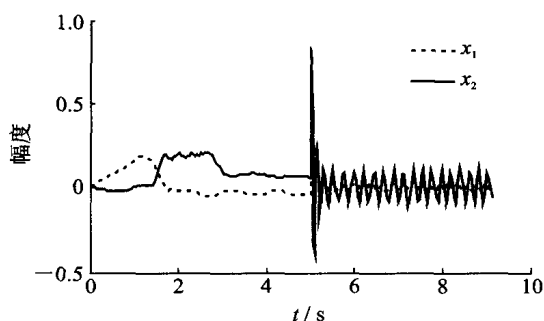


(b) 状态的观测误差曲线

图1 采用定理2时的观测情况



(a) 故障信号的观测结果



(b) 状态的观测误差曲线

图2 采用定理1时观测情况

4 结束语

本文利用神经网络对同时具有不确定性和系统故障的非线性系统构造了全未知输入观测器。通过对故障观测神经网络引入死区函数,从而提高了故障观测对系统不确定性的鲁棒性。对故障信号的观测,可以方便地检测控制系统的缓变故障和突发故障,实现了对系统故障的快速检测,降低了误检率,同时,对系统的故障诊断也具有参考价值。

参考文献:

- [1] Zhang Qinghua. Adaptive observer for MIMO linear time-varying systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 47(3): 525~ 529.
- [2] Fattouh A, Senane O. An unknown input observer design for linear time-delay systems[A]. Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control [C]. USA, 1999. 4223~ 4227.
- [3] Xiong Yi, Saif M. Unknown disturbance inputs estimation based on a state function observer design [J]. Automatica, 2003, (39): 1389~ 1398.
- [4] Moreno J. Unknown input observers for SISO nonlinear systems[A]. Proceedings of the 39th IEEE Conference on Decision and Control [C]. Australia, 2000. 790~ 795.
- [5] Yang Hanlong, Saif M. Monitoring and diagnostics of a class of nonlinear systems using a nonlinear unknown input observer[A]. Proceedings of the 1996 IEEE Conference on Control Applications [C]. Dearborn, MI, 1996. 1006~ 1011.
- [6] Polycarpou M M, Trunov A B. Learning approach to nonlinear fault diagnosis: detectability analysis [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45 (4): 806~ 812.
- [7] Ge S S, Wang C. Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(1): 214~ 221.