

文章编号: 1001-0920(2001)05-0621-04

# 基于小波神经网络观测器的故障监测

李 力, 方华京

(华中理工大学 控制科学与工程系, 湖北 武汉 430074)

摘 要: 首先针对一类 Lipschitz 非线性系统构造了实用稳定的故障观测器, 然后研究如何用有限神经元小波神经网络实现上述观测器, 并通过数值结果验证了其在故障监测中的有效性。

关键词: 实用稳定故障观测器; Lipschitz 非线性系统; 故障监测

中图分类号: TP 13 文献标识码: A

## A Fault Detection Method Using WNN Practical Stable Observers

L I L i, F A N G H u a - j i n g

(Control Science & Engineering Department, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** A practical stable fault observer for a kind of Lipschitz nonlinear systems is presented. This observer is realized by using a kind of wavelet neural networks with limited neurons. Simulation results show the effectiveness of this WNN fault observer.

**Key words:** practical stable fault observers; Lipschitz nonlinear systems; fault detection

### 1 引 言

控制系统的故障检测和诊断是控制界广泛关注的课题。目前, 基于观测器和辨识的线性系统故障检测和分离(FDI)理论已相当成熟, 但非线性系统仍有待研究。利用神经网络对非线性系统进行辨识和观测是一种重要的方法<sup>[1,2]</sup>。据此, 本文将文献[3]关于如何用有限神经元小波神经网络拟和未知非线性函数的结论与实用稳定设计方法相结合, 为一类 Lipschitz 非线性系统构造了基于有限小波神经网络实用稳定故障观测器。

### 2 一类连续 Lipschitz 非线性系统鲁棒故障观测器

考虑如下常见的一类 Lipschitz 非线性系统

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

其中,  $x(t)$  和  $y(t)$  分别表示系统状态和测量输出;  $w(t)$  表示量测噪声, 且满足  $w(t) \in R, A, C$  和  $D$  为定常阵, 且  $(A, C)$  可观测;  $f(t, u, x, y)$  是满足如下全局 Lipschitz 条件的非线性函数

$$\|f(t, u, x, y) - f(t, u, \hat{x}, y)\| \leq h \|x - \hat{x}\|, \quad h > 0 \quad (2)$$

实际设计时可能不知道  $f(t, u, x, y)$  的具体形式, 但若能得到满足如下局部 Lipschitz 条件的拟合函数

$$\hat{f}(t, u, x, y) - f(t, u, x, y)$$

收稿日期: 2000-05-22; 修回日期: 2000-09-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(69774014)

作者简介: 李力(1976—), 男, 湖南芷江人, 硕士生, 从事过程控制、故障诊断等研究; 方华京(1955—), 男, 浙江黄岩人, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、故障检测与诊断技术等研究。

$h \quad x - x \quad , \quad x - x \quad d, \quad h, d > 0$  (3)  
 则可设计非线性观测器

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = (A - LC)\hat{x}(t) + Ly(t) + \hat{f}(t, u, \hat{x}, y) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (4)$$

令  $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ , 并考虑系统故障  $n(t)$ , 可得观测误差方程

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) + f(t, u, x, y) - \hat{f}(t, u, \hat{x}, y) - LDw(t) + Fn(t) \quad (5)$$

其中  $F$  为定常故障传递阵。为表述方便, 首先给出强实用稳定的描述定义, 一般定义参见文献[4, 5]。

**定义 1** 若动态系统

$$\dot{x} = g(t, x), \quad x(t_0) = x_0$$

在时间  $(t_0, \infty)$  上有解, 且其解在某段时间后进入并保持包含原点的有界闭集  $(-d_0, d_0)$  内, 则称该系统关于  $d_0$  强实用稳定。

若存在设计反馈阵  $L$ , 使得误差方程(5) 满足如下强实用稳定性能指标: 1) 不考虑  $w$  和  $n$  时, 存在  $\eta > 0$ , 使得方程(5) 关于  $\eta$  强实用稳定; 2) 不考虑  $n$  时, 存在  $\mu > \eta > 0$ , 使得方程(5) 关于  $\mu$  强实用稳定。则可将误差观测器(5) 视为故障门限检测观测器。如果系统处于稳态后, 检测到的  $e$  大于阈值  $\mu$ , 便可认为系统发生了故障。为分析反馈阵  $L$  的设计方法, 首先引入如下引理:

**引理 1**<sup>[4,5]</sup> 对于定义 1 中的动态系统, 若存在一阶连续可微正定函数  $V(\bullet): R^n \times R \rightarrow R^+$ , 连续无穷大正定函数  $r_i(\bullet): R^n \rightarrow R^+ (i = 1, 2)$  和无穷大函数  $r_3(\bullet): R^n \rightarrow R^+$ , 满足: 1) 存在  $c > 0$ , 使得当  $x > c$  时,  $r_3(x) > 0, r_3(c) = 0$ ; 2)  $r_1(x) \leq V(x, t) \leq r_2(x)$ ; 3)  $\partial V(x, t) / \partial t + \nabla_x V(x, t)g(x, t) \leq -r_3(x)$ 。则系统关于  $d_0(r_1^{-1}r_2)(c)$  强实用稳定。

**引理 2** 对于任意实矩阵  $X, Y \in R^{n \times n}$ , 有  $X^T Y + Y^T X \leq \epsilon X^T X + \epsilon^{-1} Y^T Y$  成立, 其中  $\epsilon > 0$ 。

根据上述引理可以得到如下定理:

**定理 1** 对于控制系统(1) 和观测器(2), 若存在正定对称矩阵  $P$ , 正定阵  $Q$  及  $\epsilon > 0$ , 满足

$$(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2hP + \epsilon^{-1} P P = -Q \quad (6)$$

则反馈阵  $L$  可满足性能指标 1) 和 2),  $\eta = d$ , 且

$$\mu = \min \left\{ \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(P)r^2\epsilon^{-1}D^T L^T L D}{\lambda_{\min}(P)\lambda_{\min}(Q)}}, d \right\} \quad (7)$$

**证明** 考虑 Lyapunov 函数  $V = e^T P e$ ,  $P$  为对

称正定阵。对其沿系统运动轨迹求导, 则有:

1) 当  $w = 0$  时, 由式(5) 知

$$\dot{V} = e^T [(A - LC)^T P + P(A - LC)] e + 2e^T P [f(t, u, x, y) - \hat{f}(t, u, \hat{x}, y)]$$

由式(3), (6) 知, 当  $e = d$  时  $\dot{V} = e^T [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2hP] e < -e^T Q e = 0$ 。显然, 该系统关于  $\eta = d$  强实用稳定。

2) 当  $w \neq 0$  时, 由式(5) 知

$$\dot{V} = e^T [(A - LC)^T P + P(A - LC)] e + 2e^T P [f(t, u, x, y) - \hat{f}(t, u, \hat{x}, y)] - 2e^T P L D w$$

由引理 2 得  $2e^T P L D w \leq \epsilon^{-1} e^T P P e + \epsilon w^T D^T L^T L D w$  成立。当  $e = d$  时, 任取  $\epsilon > 0$ , 有

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq e^T [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2hP + \epsilon^{-1} P P] e + \epsilon w^T D^T L^T L D w \\ &\leq \lambda_{\min}(Q) e^2 + \epsilon D^T L^T L D w^2 = \\ &\leq \lambda_{\min}(Q) e^2 + r^2 \epsilon D^T L^T L D \end{aligned}$$

取

$$\begin{aligned} r_1(x) &= \lambda_{\min}(P) x^2 \\ r_2(x) &= \lambda_{\max}(P) x^2 \\ r_3(x) &= \\ &= \lambda_{\min}(Q) e^2 + r^2 \epsilon D^T L^T L D \end{aligned}$$

则由引理 1 知该系统关于式(7) 强实用稳定。(证毕)

显然, 若设计出的反馈阵  $L$  使  $\mu$  越小, 则噪声对过程监测的影响越小, 越能有效地检测故障。但  $\mu$  与方程(5) 的收敛性及收敛速度之间存在相互制约关系, 须根据实际要求折衷考虑。

综上所述不难发现, 该故障观测器的实现关键在于如何获得满足式(3) 的拟合函数  $\hat{f}(t, u, \hat{x}, y)$ 。

### 3 基于小波神经网络实现观测器的可行性

目前已证明了各种前馈神经网络在神经元数目无限或很大时的逼近定理<sup>[2,6]</sup>, 但在实际应用中难以实现这样的理想网络。为此, 文献[3] 分析了在神经元数目有限时小波神经网络对于一大类 Lipschitz 函数的逼近能力, 并借助于文献[3] 的结论说明小波神经网络实现上述故障观测器的可行性。关于用小波神经网络进行未知非线性函数拟合的基本知识参见文献[6, 7]。

本文采用文献[3] 中提出的二进多层小波神经网络, 其基本结构与一般的多层前馈神经网络类似,

即含输入层和输出层各一个, 而隐层可有多个。输入层为直通节点, 每个隐层都包含有限个节点, 以  $k$  标识,  $k$  为适当整数。每个隐层第  $m$  个节点的权值和传递函数分别为  $2^m$  和  $\mathcal{Q}(\cdot)$ , 其中  $\mathcal{Q}(\cdot)$  为相应的小波函数。隐层节点的阈值各不相同, 第  $k$  个节点的阈值为  $k$ 。各个隐层都直接连接输入层和输出层, 隐层之间无互连。输出层为线性节点, 阈值为 0。对于理想情况, 节点权值为  $C_{m,k} = f, \mathcal{Q}_{m,k}$ , 则上述小波神经网络可实现

$$f(z) \hat{f}(z) = \sum_{m,k} C_{m,k} \mathcal{Q}(2^m z - k) \quad (8)$$

该网络的训练方法参见 [3, 6, 7]。对于无噪声干扰的情况, 文献 [3] 提出对  $k$  和  $m$  的大小进行合理估计的如下定理:

**定理 2** 绝大多数满足全局 Lipschitz 条件 (2) 的非线性函数  $f(z)$ , 只需  $2^{-3m/2} \epsilon(M$  为  $m$  的最大值) 及由数据区域所确定的有限  $k$  值, 即可得到满足式 (3) 且由紧支小波函数网络构成的拟合函数  $\hat{f}(z)$ 。

显然, 定理 2 论证了小波神经网络实现上述故障观测器的可行性, 然而所得的训练数据往往是间接获得并含有白噪声干扰。对此 Mallat<sup>[8]</sup> 指出: 由于白噪声具有负的奇异性, 其小波变换的幅度和稠密

度随尺度减小而增大。因此, 忽略对函数  $M$  层以上的小波分解和重建, 可以去除部分干扰; 而对于函数  $M$  层以下的小波分解和重建, 可采用文献 [8] 提出的小波变化极大值降噪方法等各种滤波方法, 其降噪效果更好。

#### 4 基于小波神经网络鲁棒观测器的故障检测

考虑形如式 (5) 的如下系统

$$A = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad C = D = F = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 0 \\ \sin(x_1) \sin(x_2) - \cos(x_1 x_2) \end{bmatrix} w_1$$

其中  $w$  为  $[-0.3, 0.3]$  的不相关噪声干扰。由于偏导数  $\partial f(x_1, x_2) / \partial x_1$  和  $\partial f(x_1, x_2) / \partial x_2$  全局一致有界, 所以该非线性函数必为全局 Lipschitz 函数。不妨取  $h = 2$ , 小波函数取为墨西哥草帽小波

$$\mathcal{Q}(x) = \frac{2(1-x^2)e^{-x^2/2}}{\sqrt{3\pi^{1/4}}}$$

并用张量积形式构造高维小波基。对于上述非线性函数, 只需一个隐层的小波网络即可得到图 1 所示的拟合效果。

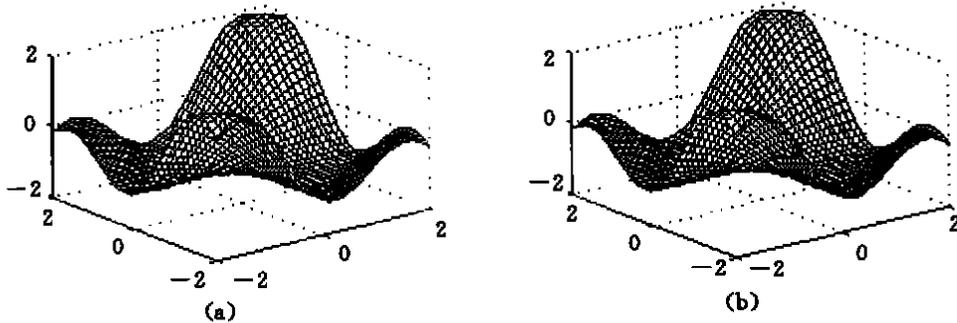


图 1 小波神经网络拟合非线性函数的效果

(a) 原非线性函数曲面 (b) 拟合非线性函数曲面

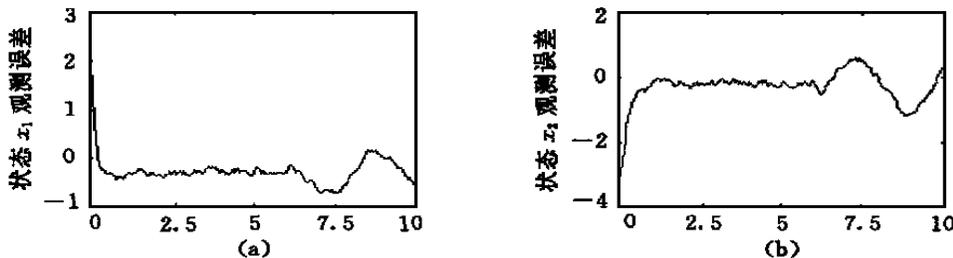


图 2 拟合未知非线性函数的监测效果

(a) 状态 1 观测误差 (b) 状态 2 观测误差

(下转第 626 页)

表3 不同变差系数下的优化性能指标

变差系数	最优平均在制品量	平均机器使用率	平均通过率
0	6.8	0.4	0.085
0.1	6.5	0.39	0.083
0.2	6	0.37	0.080
0.3	7.3	0.382	0.080
0.4	10.9	0.364	0.071

率仍很低;当变差系数为0.2时,尽管所需流通卡数最少,但平均机器使用率和平均通过率也很低。

从上述分析可以看出,当FMS变化较小时,可以在使用较少流通卡数的情况下,使平均机器使用率和平均通过率达到较高水平;当FMS变化较大时,平均机器使用率和平均通过率较低,且所需的流通卡数很高。

## 4 结 论

本文通过仿真分析了处理时间变化对CONWIP控制下FMS系统性能的影响。仿真结果表明,当FMS变化较小时,可在使用较少流通卡数的情

况下,使平均机器使用率和平均通过率达到较高水平;当FMS变化较大时,平均机器使用率和平均通过率较低,且所需的流通卡数很高。这一结论对CONWIP控制下FMS的设计具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] Kazerooni A, Chan F T, Abhary K. Real-time operation selection in an FMS using simulation: A fuzzy approach [J]. *Production Planning & Control*, 1997, 8(3): 771-779.
- [2] Spearman M L, Woodruff D L, Hoop W J. CONWIP: A pull alternative to kanban [J]. *Int J of Production Research*, 1990, 28(5): 879-894.
- [3] 汪定伟. MRP-II 与 JIT 结合的生产管理方法 [M]. 北京: 科学出版社, 1996: 26-31.
- [4] Wang D, Xu C G. Hybrid push/pull production control strategy simulation and its applications [J]. *Production Planning & Control*, 1997, 8(2): 142-151.
- [5] Min Huang, Dingwei Wang, W H Ip. Simulation study of CONWIP for a cold rolling plant [J]. *Int J of Production Economic*, 1998, 54(3): 257-266.

(上接第 623 页)

令  $\epsilon = 0.25$ , 可以得到一组可行解

$$P = \begin{bmatrix} 0.7 & 0 \\ 0 & 0.7 \end{bmatrix}, \quad L = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} 2.24 & -0.7 \\ -0.7 & 2.24 \end{bmatrix}$$

计算得到阈值的一个上界为  $\mu = 0.4835$ 。设系统在  $t_1 = 6$  s 时发生故障  $n(t) = 3\sin(2t)$ 。从图 2 可见, 故障发生后,  $e$  明显大于阈值, 可以及时检测到故障。

## 5 结 论

本文关于连续系统的结论很容易扩展到离散系统, 因为未知具体模型的实际工程系统在其取值范围内都可视为 Lipschitz 非线性系统, 并可用 WNN 故障观测器进行在线校正和故障监测, 所以该方法的应用前景相当广阔。

这里只讨论了网络神经元数的上界。实际上由于二进小波的冗余性, 该网络也是冗余的, 因此上述小波神经网络的规模有可能进一步减小。相关探讨将另文分析。

大量的实践表明, 有白噪声干扰时, 式(3)中  $d$

的取值应比无白噪声干扰要大, 而  $d$  增大的趋势与噪声强度、滤波方法等多种因素有关。目前对具体系统已得到一些有用的结论, 但仍需深入研究。

## 参考文献:

- [1] 周东华, 叶昊, 王桂增, 等. 基于观测器方法的故障诊断技术若干重要问题的探讨 [J]. *自动化学报*, 1998, 24(3): 338-344.
- [2] Narendra S, Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks [J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 1990, 1(1): 4-27.
- [3] 李力, 方华京. 小波神经网络逼近能力及 Thau 定理推广 [J]. *控制与决策*, 2000, 15(5): 561-564.
- [4] 黄琳. 稳定性理论 [M]. 北京: 北京大学出版社, 1992.
- [5] 廖晓昕. 稳定性的理论、方法和应用 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1999.
- [6] Zhang J, Walter G G, Miao Y *et al*. Wavelet neural networks for function learning [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1995, 43(6): 1485-1498.
- [7] 李建平. 小波分析与信号处理——理论、应用及软件实现 [M]. 重庆: 重庆出版社, 1997.
- [8] Mallat S, Zhang S. Characterization of signals from multiscale edges [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710-732.