

文章编号: 1001-0920(2005)07-0769-04

## 基于未知输入观测器的非线性时间序列故障预报

张正道<sup>1,2</sup>, 胡寿松<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 210016; 2 江南大学 控制理论与工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

**摘 要:** 将未知非线性系统的输出作为时间序列并进行空间重构, 针对得到的离散线性时变系统, 提出了基于未知输入观测器的预测新方法. 以实时拟合时间序列的线性 AR 模型作为时变系统的已知线性部分, 将拟合误差作为时变系统的未知输入, 实现了对非线性时间序列的一步预测. 再利用递推预测的方法, 将一步预测推广到  $N$  步预测, 同时证明了该方法的预测误差有界. 通过未知输入的预测值和状态的预测误差的变化可以方便地判断故障的发生, 实现故障预报. 仿真结果证明了方法的有效性.

**关键词:** 故障预报; 非线性时间序列; 未知输入观测器

**中图分类号:** TP206.3      **文献标识码:** A

## Fault Prediction for Nonlinear Time Series Based on Unknown Input Observer

ZHANG Zheng-dao<sup>1,2</sup>, HU Shou-song<sup>1</sup>

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2 Research Center of Control Science and Control Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi 214122, China. Correspondent: ZHANG Zheng-dao, E-mail: wxzdzd@hotmail.com)

**Abstract:** The nonlinear time series, which is formed by the output of the unknown system, is converted into discrete time-varying dynamic system with space reconstruction. A novel method is presented for the prediction of time series which is achieved by the adaptive observation of system states. An AR model is used to approximate the linear part of the time series; the nonlinear part and the approximate error are regarded as the unknown-input of system. A one-step-ahead prediction method is proposed. The one-step-ahead prediction is then extended to  $N$ -steps-ahead moving horizon prediction, and the prediction error is proved bounded. The fault is predicted conveniently by the prediction of unknown-input and prediction error. The simulation results show the method is efficient.

**Key words:** Fault prediction; Nonlinear time series, Unknown input observer

### 1 引 言

故障检测和诊断是 20 世纪后期发展起来的一个新兴的控制理论分支和研究热点. 但是随着对系统可靠性和安全性要求的进一步提高, 人们希望能够在故障对系统的危害显现之前就预先知道故障的有关信息. 由此, 提出了故障预报这一个新的研究方向.

Ho 和 Xie 利用线性时间序列方法对故障数据建立 ARMA 模型, 实现了系统故障的一步预报<sup>[1]</sup>. 相对的, 非线性时间序列的分析要困难得多, 而实际序列大都是非线性的, 若用线性序列方法分析会带来较大的误差.

未知输入观测器(U IO)是一种新型的观测器结构. 目前的研究主要针对线性确定系统<sup>[2-4]</sup>,

收稿日期: 2004-09-03; 修回日期: 2004-11-15

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60234010); 国防基础科研项目(K1603060318); 航空科学基金项目(02E52025).

作者简介: 张正道(1976—), 男, 江苏无锡人, 讲师, 博士生, 从事故障预报与诊断研究; 胡寿松(1937—), 男, 南京人, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断与容错控制研究.

Moreno 和 Yang 对结构已知的非线性系统设计了 UO<sup>[5,6]</sup>。但未知输入观测器在模型不精确时往往效果不理想,并且在仅有系统的输入输出数据而对系统结构完全未知时,目前还没有有效的应用实例

本文针对模型完全未知的非线性不确定系统,将其输出作为非线性时间序列,并将其多步预测问题通过在线的自回归拟合转化为离散线性时变动态系统的观测问题,设计了未知输入观测器。在得到序列预测结果的同时得到了包含有故障信息的未知输入序列的预测结果,同时证明了该方法对输出序列和未知输入序列的预测误差是一致有界的。最后利用多步预测误差序列判断故障,实现了故障预报

### 2 突变故障的预报

故障预报一般指在故障对系统的作用开始显现,而系统的运行状态(主要指描述状态的物理量)尚未改变时,就能够辨别故障,发现故障的时间越早越好。假设系统在  $t(t > 0)$  时刻发生故障,由于实际系统的采样周期,故障数据最早过一个采样周期后得到。根据这个时间特征,故障可分成突变故障和缓变故障两类

**定义 1** 故障延迟时间  $t_{fd}$  为故障发生后系统能够保持原有性能指标基本保持的时间;故障上升时间  $t_{fr}$  为从故障征兆出现到故障发生且故障系统不能被修复的总时间

设系统的采样周期为  $T$ 。

**定义 2** 若故障的延迟时间  $t_{fd} > T$ ,则称此故障为缓变故障;若故障的延迟时间  $t_{fd} \leq T$ ,则称此故障为突变故障

若系统在  $t_0$  时刻出现故障,则对于缓变的故障在  $t < t_0 + t_{fd}$  时判断出故障的发生是可能的,但对于突变故障,在其延迟时间内不能够保证得到故障数据,也就不能保证在系统性能指标发生改变前发现故障。所以对于这类故障,故障预报的含义就应该变为在故障对系统的运行状态造成微小改变时就发现故障。从时间上说,一般可认为应在  $0 < t < t_0 + \frac{1}{2}t_{fr}$  时判断出故障的发生

## 3 问题的描述

### 3.1 时间序列建模

为简化讨论,文中不妨假设观测数据为一维

设有非线性时间序列  $\{x(t) | x(t) \in R^1\}, t = 0, 1, \dots, L$ 。在  $T$  时刻,序列可由如下线性自回归模型拟合:

$$x(T) = a_1^T x(T-1) + \dots + a_p^T x(T-p) + \epsilon(T) \tag{1}$$

其中:  $L \in Z^+$ , 表示整个时间序列的长度;  $p \in Z^+$ ,

表示嵌入空间的维数;  $a_i^T (i = 1, \dots, p)$  是  $T$  时刻的自回归系数;  $\epsilon^T (j = 1, \dots, p)$  是当前时刻第  $j$  步预报的误差。由时间序列的递推预报可知,在  $T$  时刻的  $N$  步预测可表示成

$$x(T+N) = \alpha_0 x(T) + \alpha_1 x(T-1) + \dots + \alpha_p x(T-p) + \epsilon(T) \tag{2}$$

传统的 AR 模型拟合在均方误差最小的准则下求出自回归系数  $a_i, i = 1, \dots, p$ , 并假设自回归误差  $\epsilon(T)$  是白噪声信号(在预报时,该误差可忽略)。对于非线性时间序列,由于  $\epsilon(T)$  不再是白噪声信号,所以忽略自回归建模误差将对非线性时间序列预报时造成相当大的偏差,并可能导致拟合失败

### 3.2 等价离散线性时变系统的构造

构造如下向量:

$$X(T) = [x(T-p), \dots, x(T-1), x(T)]^T, \\ Y(T) = [0, 0, \dots, 0, 1]X(T),$$

则

$$X(T+1) = \begin{bmatrix} x(T-p+1) \\ x(T-p+2) \\ \dots \\ x(T) \\ x(T+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ \alpha_p & \alpha_{p-1} & \alpha_{p-2} & \dots & \alpha_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(T-p) \\ x(T-p+1) \\ \dots \\ x(T-1) \\ x(T) \end{bmatrix} + [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1]^T \epsilon(T), \\ Y(T) = [0 \ 0 \ \dots \ 0 \ 1]X(T).$$

即

$$\begin{cases} X(T+1) = A(T)X(T) + B\epsilon(T), \\ Y(T) = CX(T). \end{cases} \tag{3}$$

自回归系数  $\alpha_0 \dots \alpha_p$  将通过在线的线性拟合得到,故  $A(T)$  是时变的,即系统(3)是时变系统

## 4 基于未知输入观测器的时间序列预测

### 4.1 时间序列一步预测方法

由式(3)可知,该系统在任意时刻都是可观的,因此存在一个时变矩阵  $K(T)$ ,使得  $A(T) - K(T)C$  的极点可以任意配置。现令其所有极点满足实部小于零,即

$$\text{Re}(\lambda(A(T) - K(T)C)) < 0 \tag{4}$$

令

$$\hat{X}(T+1) = [\hat{X}(T-p+1), \dots, \hat{x}(T), \hat{x}(T+1)]^T,$$

对系统(3)构造如下观测器<sup>[2]</sup>:

$$\begin{cases} \hat{X}(T+1) = \\ A(T)\hat{X}(T) + B\hat{\epsilon}(T) + K(T)(Y(T) - \\ C\hat{X}(T)) + \Psi(T)\hat{\epsilon}(T+1), \\ \hat{\epsilon}(T+1) = \\ \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)(Y(T) - C\hat{X}(T)). \end{cases} \quad (5)$$

式中

$$\Gamma = \Gamma^T > 0, \Sigma(T) = \Sigma(T)^T > 0$$

设

$$\begin{aligned} \tilde{X}(T+1) &= X(T+1) - \hat{X}(T+1), \\ \tilde{\epsilon}(T) &= \epsilon(T) - \hat{\epsilon}(T), \end{aligned}$$

则

$$\begin{cases} \tilde{X}(T+1) = \\ (A(T) - K(T)C)\tilde{X}(T) + B\tilde{\epsilon}(T) + \\ \Psi(T)\tilde{\epsilon}(T+1) - \Psi(T)\epsilon(T+1), \\ \tilde{\epsilon}(T+1) = \\ \epsilon(T+1) - \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\tilde{X}(T), \\ \tilde{Y}(T) = C\tilde{X}(T). \end{cases}$$

令

$$\eta(T+1) = \tilde{X}(T+1) - \Psi(T)\tilde{\epsilon}(T+1) - \Psi(T)\tilde{\epsilon}(T), \quad (6)$$

如果有下式成立:

$$\Psi(T) = B + (A(T) - K(T)C)\Psi(T-1), \quad (7)$$

则

$$\begin{aligned} \eta(T+1) &= \\ (A(T) - K(T)C)\eta(T) - \Psi(T)\epsilon(T+1) + \\ (A(T) - K(T)C)\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T-1). \end{aligned}$$

可以认为实际序列总是有界的, 所以式(1)的拟合误差  $\epsilon(T)$   $\bar{\epsilon}(\bar{\epsilon} > 0)$  也有界. 在  $T$  时刻,  $X(T), \dots, \epsilon(T-1), \dots$  已知, 因而  $\tilde{\epsilon}(T-1)$  已知. 定义 Lyapunov 函数为

$$V(T) = \eta(T)^T P \eta(T),$$

其中  $P$  是  $(A(T) - K(T)C)^T P + P(A(T) - K(T)C) < 0$  的对称正定解. 易知  $\eta(T)$  一致有界. 又有

$$\begin{aligned} \tilde{\epsilon}(T+1) &= \\ \epsilon(T+1) - \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\tilde{X}(T) = \\ \epsilon(T+1) - \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\eta(T) - \\ \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T) - \\ \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T-1). \end{aligned}$$

因为  $\eta(T)$  一致有界, 故只需考虑

$$\begin{aligned} \tilde{\epsilon}(T+1) &= \\ \epsilon(T+1) - \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T) - \\ \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T-1). \end{aligned}$$

类似地定义

$$\begin{aligned} \alpha &= \epsilon(T+1) - \\ &\Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T-1), \end{aligned}$$

则  $\alpha$  必有上界. 即

$$\begin{aligned} \tilde{\epsilon}(T+1) &= \\ &- \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1)\tilde{\epsilon}(T) + \alpha, \end{aligned}$$

若

$$\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)C\Psi(T-1) \sigma > 0 \quad (8)$$

由微分方程稳定性理论, 易知  $\tilde{\epsilon}(T)$  是一致有界稳定的. 由式(6), 因  $\eta(T)$  和  $\tilde{\epsilon}(T)$  都是一致有界的, 所以  $\tilde{X}(T)$  也一致有界稳定. 故有如下定理:

**定理 1** 对于时间序列  $\{x(t) | x(t) \in R^1, t = 0, 1, \dots, L\}$ , 其在  $T$  时刻的线性自回归拟合如式(1), 则其一步预测问题可转化为式(3)的线性时变系统. 且当满足式(4), (7) 和 (8) 时, 其未知输入观测器(5)存在, 且使得状态和未知输入的观测误差  $\tilde{X}(T)$  和  $\tilde{\epsilon}(T)$  都是一致有界的.

**推论 1** 对于非线性时间序列  $\{x(t) | x(t) \in R^1\}$ , 利用定理 1 的方法进行一步预报, 则序列的一步预测误差一致有界.

证明由式(3)和定理 1 可知, 结论显然成立.

#### 4.2 时间序列 $N$ 步预测方法

利用递推预测和滚动优化的思想, 当  $N < p$  时, 非线性时间序列  $\{x(t) | x(t) \in R^1, t = 0, 1, \dots, L\}$ , 在  $T$  时刻的  $N$  步预测问题可以等价于在  $T+N-1$  时刻的一步预测问题, 即如下离散动态系统观测问题:

$$\begin{cases} X(T+N) = A(T)X(T+N-1) + \\ B\epsilon(T+N), \\ Y(T+N) = CX(T+N). \end{cases} \quad (9)$$

由定义

$$\begin{aligned} x(T+N-1) &= \hat{x}(T+N-1) + \\ &\tilde{x}(T+N-1), \end{aligned}$$

有

$$\begin{cases} X(T+N) = \\ A(T)([x(T+N-p+1), \dots, x(T), \\ \hat{x}(T+1), \dots, \hat{x}(T+N-1)]^T + \\ [0, \dots, 0, \tilde{x}(T+1), \dots, \tilde{x}(T+N-1)]^T) + \\ B\epsilon(T+N), \\ Y(T+N) = CX(T+N). \end{cases}$$

**定理 2** 对于满足  $x(t) < \zeta(\zeta > 0)$  的非线性时间序列  $\{x(t) | x(t) \in R^1, t = 0, 1, \dots, L\}$ , 在  $T$  时刻的  $N$  步预测问题. 若  $N < p$ , 且满足定理 1 的条件, 则  $N$  步预测误差  $|x(T+N) - \hat{x}(T+N)|$  有界.

**证明** 采用数学归纳法, 由定理 1 和推论 1 知, 当  $N = 1$  时, 定理成立.

设  $N = k (k < p)$  时,  $|x(T+k) - \hat{x}(T+k)|$  有界, 下面证  $N = k+1$  时预测误差仍有界

令

$$\hat{X}(T+k+1) = [X(T+k-p+2), \dots, x(T+k), x(T+k+1)]^T - [0, \dots, 0, \tilde{x}(T+1), \dots, \tilde{x}(T+k), 0]^T,$$

且令  $T = T+k$ , 即有

$$\hat{X}(T+1) = X(T+1) + \Delta\tilde{X}(T+1),$$

构造  $T+k$  时刻的 1 步预测观测器为

$$\begin{cases} \hat{X}(T+1) = A(T)\hat{X}(T) + B\hat{\epsilon}(T) + K(T)(Y(T) - C\hat{X}(T)) + \Psi(T)\hat{\epsilon}(T+1), \\ \hat{\epsilon}(T+1) = \Gamma\Psi(T-1)^T C^T \Sigma(T)(Y(T) - C\hat{X}(T)). \end{cases}$$

令

$$\delta = (A(T) - K(T)C)\Delta\tilde{X}(T) + \Delta\tilde{X}(T+1),$$

则  $\delta$  ( $\delta > 0$ ) 有界 同样地令

$$\Theta = -\Psi(T)\hat{\epsilon}(T+1) + (A(T) - K(T)C)\Psi(T-1)\hat{\epsilon}(T-1) + \delta,$$

则  $\Theta$  也有界

由定理 1 知, 满足式(4), (7) 和(8) 时,  $\tilde{x}(T)$  和  $\hat{\epsilon}(T)$  都是一致有界的 再由定理 1 推论可知,  $T$  时刻的一步预测误差有界, 即

$$|x(T+k+1) - \hat{x}(T+k+1)| \leq \bar{x}_{k+1}$$

所以定理 2 得证

### 5 仿真实例

采用美制 F-16 歼击机作为仿真对象<sup>[7]</sup>. 假设歼击机在 500 m 高度以 152.4 m/s 速度飞行, 初始配平条件迎角  $\alpha = -2.4686^\circ$  输入  $U_c = [\delta_a, \delta_b, \delta_r]^T$  分别为升降舵、副翼和方向舵偏转角; 可测状态及输出  $Y_c = [u, v, w, p, q, r, \phi, \theta, \psi, \alpha, \beta, \mu]^T$  分别为纵向、侧向、垂向速度, 滚转、俯仰、偏航角速度, 滚转、俯仰、偏航角、迎角、侧滑角和稳定轴滚转角速度 设定故障为第 1.5 s 时左升降舵卡死在  $-5^\circ$  以俯仰角速度分量为例(单位 deg/s) 进行仿真与分析, 在线的 AR 拟合按照 Box-Jenkins 方法进行 取嵌入维数  $p = 5$ ,  $A(T) - K(T)C$  的极点配置在  $[-1 - 3 - 5 - 10 - 12 - 15]$ ,  $\Psi(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$ ,  $\Sigma(T) = I$ . 仿真结果如图 1 和图 2 所示 在系统模型未知的情况下, 对 F-16 歼击机的输出利用文中的方法进行两步预报, 预报序列可很好地跟踪实际序列的变化 对未知输入的预测结果仅简单地将阈值设置为  $\pm 5\%$ , 就可在实际故障发生后的一个采样周期内判定系统的故障发生 从图 1 知歼击机的

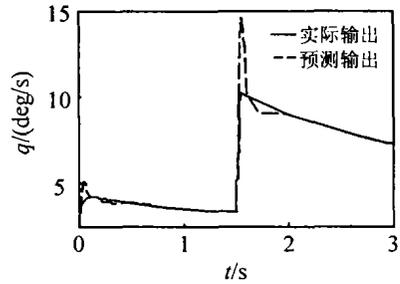


图 1 输出序列与实际预测序列的结果

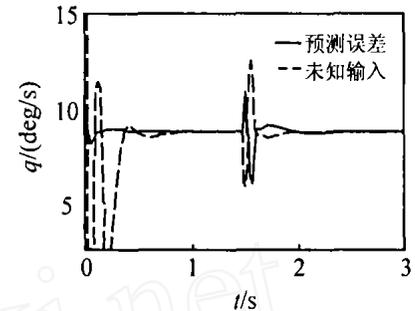


图 2 序列的预测误差与未知输入的预测结果

故障延迟时间  $t_{fd} < T$ , 属于突变故障 一般认为歼击机的故障上升时间  $t_{fr} = 8T$ , 其故障预测时间  $t = T < t_{fr}/2$ , 因此该方法实现了突变故障的故障预报 从图 2 可以看出, 未知输入先于预测误差变化 此时的预测误差可用于结果检验, 以提高预报的准确性

### 6 结 语

本文将基于模型的观测器方法用于模型未知情况, 把输出序列的预报问题转化成线性离散时变系统的观测问题 利用线性 AR 模型拟合序列的线性部分, 将序列的非线性部分及拟合误差作为系统的未知输入与状态同时进行观测 通过滚动预测的方法, 将一步预测推广到  $N$  步预测, 并证明了预测误差一致有界 该方法对未知非线性系统有较好的预测结果, 利用得到的未知输入观测序列实现了故障预报 该方法对突变的和缓变的故障都适用

### 参考文献 (References)

[1] Ho S L, Xie M. The Use of ARMA Models for Reliability Forecasting and Analysis[J]. *Computers and Industrial Engineering*, 1998, 35(1, 2): 213-216  
 [2] Zhang Q H. Adaptive Observer for MIMO Linear Time-Varying Systems[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2002, 47(3): 525-529  
 [3] Anas F, Olivier S. An Unknown Input Observer Design for Linear Time-Delay Systems[A]. *Proc of the 38th IEEE Conf on Decision and Control* [C]. USA, 1999: 4223-4227.

(下转第 777 页)

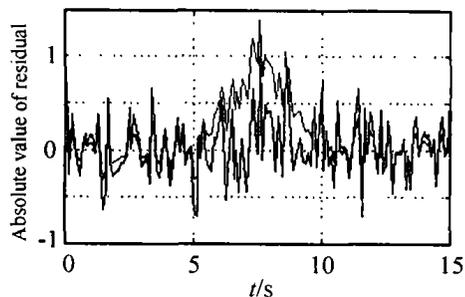


图 2 故障  $f$  的残差响应

则残差响应曲线如图 2 所示。由图可见,采用本文提出的残差生成器优化设计方法,可以成功地检测出故障,并有效抑制未知输入的影响。

## 5 结 语

针对线性时不变系统,研究基于观测器的故障检测滤波器的非凸多目标  $H_2/H_\infty$  优化设计问题。首先构建一个由输出观测器和后滤波器组成的残差生成器,获得由灵敏度指标  $H_2$  指数和鲁棒性指标  $H_\infty$  范数描述的残差信号动态特性,并将其描述为非凸的双线性矩阵不等式(BMIs)形式。然后通过在一定条件下将 BMIs 转化为一组线性矩阵不等式,获得了优化问题的可解条件、求解方法以及获得最优解的迭代算法,并证明了算法的收敛性。所设计的故障检测滤波器可以达到对故障具有高灵敏度而同时对未知输入具有强鲁棒性。相比仅基于输出观测器而无后滤波器的故障检测滤波器,该方法具有更大的设计自由度。

## 参考文献(References)

- [1] Ding S X, Jeinsh T, Frank P M, et al. A Unified Approach to the Optimization of Fault Detection Systems[J]. *Int J of Adaptive Control and Signal Processing*, 2000, 14(7): 725-745
- [2] Hou M, Patton R J. An LM I Approach to  $H_2/H_\infty$  Fault Detection Observers [A]. *IEE Proc of the UKACC Int Conf on Control*[C]. Cornwall, 1996: 305-310
- [3] Wang H B, Wang J L, Liu J, et al. Iterative LM I Approach for Robust Fault Detection Observer Design [A]. *Proc of the 42nd IEEE Conf on Design and Control*[C]. Hawaii, 2003: 1974-1979
- [4] Frank P M. Handling Modeling Uncertainty in Fault Detection and Isolation Systems [J]. *Control Engineering and Applied Informatics*, 2002, 4(4): 29-46
- [5] 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问题的探讨[J]. *自动化学报*, 1998, 24(3): 338-344  
(Zhou D H, Ye H, Wang G Z, et al. Discussion of Some Important Issues of Observer Based Fault Diagnosis Technique [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1998, 24(3): 338-344)
- [6] Chen J, Patton R J. *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*[M]. Boston, London: Kluwer Academic Publishers, 1999
- [7] 钟麦英,汤兵勇, Ding S X, 等. 状态时滞系统故障诊断问题的 LM I 方法研究[J]. *控制与决策*, 2002, 17(1): 15-18  
(Zhong M Y, Tang B Y, Ding S X, et al. LM I Approach to Design State-delayed Fault Detection System [J]. *Control and Decision*, 2002, 17(1): 15-18)
- [8] Zhou K, Doyle J C, Glover K. *Robust and Optimal Control*[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1996
- [9] Boyd S, El Ghaoui L, Feron E, et al. *Linear Matrix Inequalities in Systems and Control Theory* [M]. Philadelphia: SIAM, 1994
- [10] Ding S X, Zhong M Y, Tang B Y, et al. An LM I Approach to Design of Fault Detection Filter for Time Delay LTI Systems with Unknown Inputs[A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Virginia, 2001: 2137-2142
- [11] Shimomura T, Fujii T. Multiobjective Control Design via Successive Over-bounding of Quadratic Terms[A]. *Proc of the 39th CDC*[C]. Sydney, 2000: 2763-2768
- [4] Xiong Y, Saif M. Unknown Disturbance Inputs Estimation Based on a State Function Observer Design [J]. *Automatica*, 2003, 39: 1389-1398
- [5] Jaime Moreno. Unknown Input Observers for SISO Nonlinear Systems[A]. *Proc of the 39th IEEE Conf on Decision and Control*[C]. Australia, 2000: 790-795
- [6] Yang H L, Saif M. Monitoring and Diagnostics of a Class of Nonlinear Systems Using a Nonlinear Unknown Input Observer[A]. *Proc of the 1996 IEEE Conf on Control Applications* [C]. Dearborn, 1996: 1006-1011
- [7] 刘亚. 复杂非线性系统的智能自适应重构控制[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2003  
(Liu Y. *Intelligent Adaptive Reconfigurable Control for Complex Nonlinear System* [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2003)

(上接第 772 页)