

非线性系统执行器故障检测及重构

朱芳来, 李志强

(同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘要: 针对受到外部干扰的利布希茨非线性系统, 讨论了一种观测器匹配条件不满足下的基于观测器的执行器故障检测方法. 通过构造辅助输出, 使得匹配条件针对该辅助输出得以满足; 通过一高阶滑模观测器, 不仅估计出辅助输出, 还估计出它的微分. 基于高阶滑模观测器, 提出了一种执行器故障重构的方法. 通过引入一个自适应调节项, 对利布希茨常数进行自适应性调节, 从而设计中无需知道利布希茨常数的大小. 最后通过一个 3 阶系统的仿真, 表明了方法的有效性.

关键词: 滑模观测器; 匹配条件; 故障检测及重构

中图分类号: TP13

文献标志码: A

Actuator Fault Detection and Reconstruction for Nonlinear Systems

ZHU Fanglai, LI Zhiqiang

(College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: The problems of the actuator fault detection and reconstruction based on observers were discussed for uncertain nonlinear systems, when the observer matching condition was not satisfied. An auxiliary output vector was introduced so that the observer matching condition was satisfied. A high-order sliding mode observer was employed to exactly estimate both the auxiliary outputs and their derivatives within a certain time based on the system outputs. A fault reconstruction method based on the high-order sliding mode observer was developed. An adaptive controller was implemented to adjust the Lipschitz constant adaptively. Finally, a numerical simulation example was given to illustrate the effectiveness of the proposed methods.

Key words: sliding mode observer; observer matching condition; fault detection and reconstruction

控制系统的复杂性使得故障检测理论成为众多学者关注的热门研究之一. 故障检测与隔离 (fault detection and isolation, FDI) 技术主要功能是当系统中出现错误时, 能够对它进行检测, 并发出一个警报. 先进的建模技术使得基于模型的 FDI 方法成为可能, 并且在过去的几十年中, 提出了多种基于模型的 FDI 方法^[1-11], 基于 LMI (线性矩阵不等式) 或 H_∞ 鲁棒观测器的 FDI^[2-3] 和基于自适应观测器的 FDI^[4-5]. 基于观测器设计方法的基本思想是, 利用系统的已知信息设计观测器作为检测观测器, 以其输出误差来产生一个残差, 用来标志系统是否出现故障. 通过观测残差来确定是否发生故障的方法称为基于残差的故障检测^[12]. 故障检测只给出了执行器是否发生故障的信息, 而通过故障重构, 可以得到故障的大小及波形, 这样就能对故障进行纠错设计. 正因为如此, 对故障重构方法的研究成为当前研究的热点之一.

正如文献^[13]中提到的, 对大部分线性及非线性系统, 观测器存在的必要条件是系统的不变零点在复平面的左半平面, 以及满足匹配条件, 但是对于很多物理系统而言, 匹配条件过于苛刻. 为了克服这个困难, 在文献^[13-15]中, 引入了相对阶的概念, 通过构造辅助输出, 使其作为系统输出的一部分, 这样就可以满足匹配条件. 但是辅助输出中含有一些未知的信息, 并不全是系统可以测量到的. 通过构造高阶滑模观测器和高增益观测器作为微分器来获得辅助输出, 这样即使匹配条件不满足, 利用得到的辅助输出也可以构建滑模观测器^[16]来进行故障检测及重构. 对于匹配条件不满足情况含非线性项的系统, 目前的研究工作还很少. 本文在前人的基础上, 针对不确定的非线性系统讨论了观测器匹配条件不满足下的故障检测和重构问题.

收稿日期: 2012-04-25

基金项目: 国家自然科学基金(61074009); 高等学校博士学科点专项科研基金(20110072110015); 广西制造系统与先进制造技术重点实验室(PF110289); 同济大学基础高等研究院基金; 上海市重点学科(B004)

第一作者: 朱芳来(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为观测器、故障检测和重构等.

E-mail: zhufanglai@tongji.edu.cn

1 背景陈述

考虑受到故障影响及具有未知干扰的非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B(u + u_f) + Df(x) + E\eta(x, t) \\ y = Cx \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x \in \mathbb{R}^n$ 为状态; $y \in \mathbb{R}^p$ 为可测输出; $u \in \mathbb{R}^m$ 为已知控制输入; $u_f \in \mathbb{R}^m$ 为系统的执行器故障; $f(x) \in \mathbb{R}^k$ 为连续的 Lipschitz 非线性函数; $\eta(x, t) \in \mathbb{R}^q$ 为系统的不确定干扰; $u_f = 0$ 时表示无故障发生. A, B, C, D, E 分别为对应的常数矩阵.

假设1 对干扰和故障有如下假设:

(1) $\text{rank}(R) = m + q + k \leq p$, 其中 $R = [B \ D \ E]$, m, k, q 分别为常数矩阵 B, D, E 的维数;

(2) $\|u_f\| \leq \rho_1, \|\eta(x, t)\| \leq \rho_2$.

假设2 函数 $f(x)$ 是一个利布希茨函数, 即存在正数 γ 使得

$$\|f(x) - f(\hat{x})\| \leq \gamma \|x - \hat{x}\| \quad (2)$$

其中 γ 为利布希茨常数.

系统(1)可改写为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + R\theta \\ y = Cx \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\theta = [u_f^T \ f^T(x) \ \eta^T(x, t)]^T$

假设3 动态系统 $\{A, C, R\}$ 是最小相位系统, 即 $\{A, C, R\}$ 的不变零点在复平面的左半平面.

引理1^[17] 对动态系统(1), 假设3 及其如下的观测器匹配条件:

$$\text{rank}(CR) = \text{rank}(R) \quad (4)$$

满足的充分必要条件是: 对于某个对称正定阵 $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 存在 $L \in \mathbb{R}^{n \times p}$ 和 $H \in \mathbb{R}^{(m+k+q) \times p}$, 使得方程组

$$\begin{cases} (A - LC)^T P + P(A - LC) = -Q \\ R^T P = HC \end{cases}$$

有正定解 P .

记 $H = [H_1^T \ H_2^T \ H_3^T]^T$, 其中 $H_1 \in \mathbb{R}^{m \times p}$, $H_2 \in \mathbb{R}^{k \times p}$, $H_3 \in \mathbb{R}^{q \times p}$, 则有 $B^T P = H_1 C$, $D^T P = H_2 C$, $E^T P = H_3 C$ 对 L, H, P 的求解方法在文献[5]中有详细介绍.

2 基于辅助输出的故障检测器

本节首先提出一种辅助输出的构造, 使得在该辅助输出下满足观测器匹配条件, 然后提出基于辅

助输出构造的自适应鲁棒观测器作为故障检测器.

2.1 辅助输出的构造

定义1 对系统(3), 使得

$$\begin{cases} c_i A^k R = 0, \text{ 其中 } k=0, 1, \dots, r_i-2, \quad i=1, 2, \dots, p \\ c_i A^{r_i-1} R \neq 0 \end{cases}$$

成立的最小整数 $r_i (i=1, 2, \dots, p)$ 称为系统相对于未知输入的相对阶, 其中 c_i 表示矩阵 C 的第 i 个行向量.

假设4 可选取 $\gamma_i (1 \leq \gamma_i \leq r_i, i=1, 2, \dots, p)$, 使得

$$C_a = [c_1^T \dots (c_1 A^{\gamma_1-1})^T \dots c_p^T \dots (c_p A^{\gamma_p-1})^T]^T = [C_{a1}^T \dots C_{ai}^T \dots C_{ap}^T]^T \in \mathbb{R}^{r \times n}$$

是满秩的, 并且满足匹配条件 $\text{rank}(C_a R) = \text{rank}(R)$.

引理2^[14] $\{A, C, R\}$ 确定的动态系统的不变零点与 $\{A, C_a, R\}$ 所确定的系统的不变零点是同一的.

根据引理1和引理2, 类似可得到 P_a, L_a, H_a, Q_a .

2.2 故障检测器设计

考虑构建的新系统

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + B(u + u_f) + Df(x) + E\eta(x, t) \\ y_a = C_a x \end{cases} \quad (5)$$

其状态方程与原系统一致, 而输出方程中包含有辅助输出.

定理1 在假设1—3及其执行器故障不出现的前提下(即 $u_f = 0$), 设计如下形式的观测器:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + Df(\hat{x}) + L_a(y_a - C_a \hat{x}) + \\ &\quad \frac{1}{2} \hat{k} D H_{a2} (y_a - C_a \hat{x}) + \alpha(y_a, \hat{x}, t) \end{aligned} \quad (6)$$

其中观测器具有如下滑模控制律:

$$\alpha = \begin{cases} \frac{\rho_2 E H_{a3} (y_a - C_a \hat{x})}{\|H_{a3} (y_a - C_a \hat{x})\|}, & H_{a3} (y_a - C_a \hat{x}) \neq 0 \\ 0, & H_{a3} (y_a - C_a \hat{x}) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

以及自适应控制律

$$\dot{\hat{k}} = l_k \|H_{a2} (y_a - C_a \hat{x})\|^2 \quad (8)$$

则由式(6)—(8)所确定的系统是能够渐近收敛估计原系统(5)的自适应鲁棒滑模观测器, 其中 l_k 为正常数.

证明 原系统(5)与观测器(6)的动态误差方程为

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= (A - L_a C_a) \tilde{x} + D\tilde{f} + E\tilde{\eta} - \\ &\quad \frac{1}{2} \hat{k} D H_{a2} (y_a - C_a \hat{x}) - \alpha \end{aligned} \quad (9)$$

其中,误差定义为 $\tilde{x} = x - \hat{x}$, $\tilde{f} = f - \hat{f}$. 李雅普诺夫函数: $V = \tilde{x}^T P_a \tilde{x} + \frac{1}{2} l_k^{-1} \tilde{k}^2$, 其中 $\tilde{k} = k - \hat{k}$, $k = \gamma^2 / \epsilon_f$, 是一个需要由式(8)来调节的常数, 含有利布希茨常数 γ . V 沿着误差方程(9)的微分为

$$\dot{V} = \tilde{x}^T [(A - L_a C_a)^T P_a + P_a (A - L_a C_a)] \tilde{x} + 2\tilde{x}^T P_a D \tilde{f} - \tilde{x}^T P_a D H_{a2} \hat{k} (y_a - C_a \hat{x}) + 2\tilde{x}^T P_a E \eta(x, t) - 2\tilde{x}^T P_a \alpha + l_k^{-1} \tilde{k} \dot{\tilde{k}} \quad (10)$$

由于 $D^T P_a = H_{a2} C_a$ 和 $E^T P_a = H_{a3} C_a$, 则有

$$\tilde{x}^T P_a D H_{a2} \hat{k} (y_a - C_a \hat{x}) = \hat{k} \|H_{a2} C_a \tilde{x}\|^2 \quad (11)$$

$$2\tilde{x}^T P_a E \eta \leq 2\rho_2 \|H_{a3} C_a \tilde{x}\| \quad (12)$$

$$2\tilde{x}^T P_a D \tilde{f} \leq 2 \|D^T P_a \tilde{x}\| \|\tilde{f}\| \leq 2\gamma \|D^T P_a \tilde{x}\| \|\tilde{x}\| \leq (\gamma^2 / \epsilon_f) \|H_{a2} C_a \tilde{x}\|^2 + \epsilon_f \|\tilde{x}\|^2 \quad (13)$$

将式(11)–(13)代入式(10), 及 $k = \gamma^2 / \epsilon_f$, 得到

$$\dot{V} \leq (-\lambda_{\min}(Q) + \epsilon_f) \|\tilde{x}\|^2 + \left(\frac{\gamma^2}{\epsilon_f} - \hat{k}\right) \|H_{a2} C_a \tilde{x}\|^2 + 2\rho_2 \|H_{a3} C_a \tilde{x}\| - 2\tilde{x}^T P_a \alpha + l_k^{-1} \tilde{k} \dot{\tilde{k}}$$

而

$$2\tilde{x}^T P_a \alpha = 2\rho_2 \tilde{x}^T \frac{P_a E H_{a3} (y_a - C_a \hat{x})}{\|H_{a3} (y_a - C_a \hat{x})\|} = 2\rho_2 \|H_{a3} C_a \tilde{x}\|,$$

$$l_k^{-1} \tilde{k} \dot{\tilde{k}} = -l_k^{-1} \tilde{k} \dot{\tilde{k}} = -\tilde{k} \|H_{a2} (y_a - C_a \hat{x})\|^2$$

因此

$$\dot{V} \leq (-\lambda_{\min}(Q) + \epsilon_f) \|\tilde{x}\|^2 + \tilde{k} \|H_{a2} C_a \tilde{x}\|^2 + 2\rho_2 \|H_{a3} C_a \tilde{x}\| - 2\rho_2 \|H_{a3} C_a \tilde{x}\| - \tilde{k} \|H_{a2} C_a \tilde{x}\|^2 = (-\lambda_{\min}(Q) + \epsilon_f) \|\tilde{x}\|^2$$

取正常数 ϵ_f 充分小以满足 $\epsilon_f \leq \lambda_{\min}(Q)$, 则有 $\dot{V} \leq 0$. 基于李雅普诺夫稳定性理论, 由式(6)–(8)描述的系统是在无执行器故障下能渐近收敛估计系统(5)的渐近收敛观测器.

由式(6)–(8)确定的观测器可以看成是一个执行器故障检测观测器, 可以通过观测器误差 $e_{ya} = y_a - C_a \hat{x}$ 所定义的残差来确定系统是否发生了执行器故障. 通过对 e_{ya} 的逻辑分类可以判断出系统执行器是否出现故障, 即

$$d(t) = \begin{cases} \|e_{ya}\| \leq \lambda, & \text{无执行器故障发生} \\ \|e_{ya}\| > \lambda, & \text{至少有 1 个执行器故障出现} \end{cases}$$

其中 λ 是人为设定的故障报警界线, 这时, 观测器就可以称为故障检测器.

3 辅助输出估计及故障重构

在前面的分析中, 假设 y_a 是可测的. 但实际中

有一些是不能直接测量的. 为此, 引入一个高阶滑模观测器, 基于系统的可测输出 y 来获得 y_a 以及 \dot{y}_a 在有限时间内的精确估计. 然后, 就可以用 y_a 的估计代替实际的 y_a , 以此实现故障检测, 并在此基础上提出一种故障重构方法.

3.1 辅助输出及其微分的估计

为了对 y_a 及其微分进行估计, 有必要先得到关于 y_a 的状态方程, 为此, 记

$$y_a = C_a x = [y_{a1}^T \ y_{a2}^T \ \cdots \ y_{ap}^T]^T,$$

$$y_{ai} = C_{ai} x = [y_{ai,1} \ y_{ai,2} \ \cdots \ y_{ai,r_i}]^T$$

将 y_{ai} ($i=1, 2, \dots, p$) 对时间微分, 得到

$$\dot{y}_{ai} = C_{ai} \dot{x} = C_{ai} A x + C_{ai} B u + C_{ai} R \theta \quad (14)$$

记

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & I_{\gamma_i-1} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{\gamma_i \times \gamma_i}, \quad e_i = \begin{bmatrix} 0_{(\gamma_i-1) \times 1} \\ 1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{\gamma_i},$$

$$H_i = C_{ai} B = \begin{bmatrix} c_i B \\ \vdots \\ c_i A^{\gamma_i-2} B \\ c_i A^{\gamma_i-1} B \end{bmatrix}$$

其中 $\bar{c}_i = [1 \ 0 \ \cdots \ 0] \in \mathbb{R}^{\gamma_i}$, 则式(14)可改写为

$$\dot{y}_{ai} = A_i y_{ai} + e_i f_i(x, \theta) + H_i u \quad (15)$$

其中 $f_i(x, \theta) = c_i A^{\gamma_i-1} (A x + R \theta)$. 如果将 $y_{i1} = y_{ai,1}$ 作为输出方程, 并引入新的变量 $y_{ai, \gamma_i+1} = f_i(x, \theta)$, 则式(15)可扩充为

$$\begin{cases} \dot{y}_{ai,1} = y_{ai,2} + c_i B u \\ \vdots \\ \dot{y}_{ai, \gamma_i-1} = y_{ai, \gamma_i} + c_i A^{\gamma_i-2} B u \\ \dot{y}_{ai, \gamma_i} = y_{ai, \gamma_i+1} + c_i A^{\gamma_i-1} B u \\ \dot{y}_{ai, \gamma_i+1} = \dot{f}_i \end{cases} \quad (16)$$

基于 Levent^[18]的工作, 提出如下的高阶滑模观测器来获得 y_{ai} 以及 \dot{y}_{ai} 的估计:

$$\begin{cases} \dot{\hat{y}}_{ai,1} = \hat{y}_{ai,2} - w_{i,1} + c_i B u \\ \vdots \\ \dot{\hat{y}}_{ai, \gamma_i-1} = \hat{y}_{ai, \gamma_i} - w_{i, \gamma_i-1} + c_i A^{\gamma_i-2} B u \\ \dot{\hat{y}}_{ai, \gamma_i} = \hat{y}_{ai, \gamma_i+1} - w_{i, \gamma_i} + c_i A^{\gamma_i-1} B u \\ \dot{\hat{y}}_{ai, \gamma_i+1} = -w_{i, \gamma_i+1} \end{cases} \quad (17)$$

其中

$$\begin{cases} w_{i,0} = \hat{y}_{ai,1} - y_{i1} \\ w_{i,j} = \lambda_{i,j} |w_{i,j-1}|^{(\gamma_i-j+1)/(\gamma_i-j+2)} \cdot \text{sign}(w_{i,j-1}), \\ j=1, 2, \dots, \gamma_i, \gamma_i+1 \end{cases}$$

并且 $\lambda_{i,j} (i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,\gamma_i+1)$ 均为正数. 系统(16),(17)的误差为

$$\begin{cases} \dot{e}_{ai,1} = e_{ai,2} - w_{i,1} \\ \vdots \\ \dot{e}_{ai,\gamma_i-1} = e_{ai,\gamma_i} - w_{i,\gamma_i-1} \\ \dot{e}_{ai,\gamma_i} = e_{ai,\gamma_i+1} - w_{i,\gamma_i} \\ \dot{e}_{ai,\gamma_i+1} = -\dot{f}_i - w_{i,\gamma_i+1} \end{cases}$$

其中 $e_{ai,j} = \hat{y}_{ai,j} - y_{ai,j}, j=1,2,\dots,\gamma_i+1$. 类似于文献[12],通过选取合适的参数 $\lambda_{i,j} (j=1,\dots,\gamma_i+1)$,可使得 $e_{ai,1} = e_{ai,2} = \dots = e_{ai,\gamma_i+1} = 0$. 因此 $\hat{y}_{ai,j}$ 是 $y_{ai,j} (j=1,\dots,\gamma_i+1)$ 在有限时间内的精确估计.

这样通过高阶滑模观测器得到了 y_{ai} 的估计

$$\hat{y}_{ai} = [\hat{y}_{ai,1} \quad \hat{y}_{ai,2} \quad \dots \quad \hat{y}_{ai,\gamma_i}]^T \quad (18)$$

及 \dot{y}_{ai} 的估计

$$\hat{\dot{y}}_{ai} := [\hat{y}_{ai,2} + c_1 B u \quad \hat{y}_{ai,3} + c_1 A B u \quad \dots \quad \hat{y}_{ai,\gamma_i} + c_1 A^{\gamma_i-2} B u \quad \hat{y}_{ai,\gamma_i+1} + c_1 A^{\gamma_i-1} B u]^T \quad (19)$$

因此, $\hat{\xi}_a = [\hat{y}_{a1,r_1+1} + c_1 A^{r_1-1} B u \quad y_{a2,r_2+1} + c_1 A B u \dots \hat{y}_{ai,r_i} + c_1 A^{r_i-2} B u \quad \hat{y}_{ap,r_p+1} + c_1 A^{r_p-1} B u]^T$ 便是对系统辅助输出的微分 $\xi_a = [\dot{y}_{a1,r_1} \quad \dot{y}_{a2,r_2} \dots \dot{y}_{ap,r_p}]^T$ 的估计.

利用式(18)得到的 \hat{y}_a 代替式(5)中的 y_a ,就得到如下的定理:

定理 2 在假设 1—3 及其执行器故障不出现的情况下,系统

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + Df(\hat{x}) + L_a(\hat{y}_a - C_a\hat{x}) + \\ &\quad \frac{1}{2} \hat{k} D H_{a2}(\hat{y}_a - C_a\hat{x}) + \alpha(\hat{y}_a, \hat{x}, t) \end{aligned} \quad (20)$$

其中观测器具有如下滑模控制律

$$\alpha = \begin{cases} \frac{\rho_2 E H_{a3}(\hat{y}_a - C_a\hat{x})}{\|H_{a3}(\hat{y}_a - C_a\hat{x})\|}, & H_{a3}(\hat{y}_a - C_a\hat{x}) = 0 \\ 0, & H_{a3}(\hat{y}_a - C_a\hat{x}) \neq 0 \end{cases} \quad (21)$$

以及自适应控制律

$$\dot{\hat{k}} = l_k \|H_{a2}(\hat{y}_a - C_a\hat{x})\| \quad (22)$$

是能够在有限时间内渐近收敛估计系统(5)的自适应鲁棒滑模观测器,因而它和高阶滑模观测器(17)共同组成了在可测输出 y 驱动下的故障检测器,其中辅助输出 \hat{y}_a 由式(18)估计得到.

由于 \hat{y}_a 是 y_a 在有限时间内的精确估计,所以定理 2 将定理 1 的结论中的 y_a 被 \hat{y}_a 取代得到是合理的.

3.2 故障重构

故障检测方法可以确定执行器是否发生故障及何时发生故障,采用故障重构的方法不但可以实现故障隔离,而且还可以得知故障值大小及波形.

定理 3 在满足假设 1—3 的前提下,以下故障重构值渐近收敛到实际故障值.

$$\hat{u}_i = [I_m \quad 0_{m \times q}] \{ (S^T S)^{-1} S^T [\tilde{\xi}_a - \tilde{C}_a (A\hat{x} + Bu + Df(\hat{x}))] \}$$

其中 $\tilde{C}_a = [(c_1 A^{r_1-1})^T \quad (c_2 A^{r_2-1})^T \quad \dots \quad (c_p A^{r_p-1})^T]^T, S = \tilde{C}_a G$.

证明 由式(14)可得 $C_{ai} R \theta = \dot{y}_{ai} - (C_{ai} A x + C_{ai} B u)$, 即 $\tilde{C}_a R \theta = \xi_a - \tilde{C}_a (A x + B u)$. 而 $R = [B \quad D \quad E], \theta = [u_i^T \quad f(x)^T \quad \eta(x, t)^T]^T, G = [B \quad E], \delta = [u_i^T \quad \eta^T]^T$, 则 $R \theta = G \delta + D f(x)$, 因此 $\tilde{C}_a G \delta = \xi_a - \tilde{C}_a (A x + B u + D f(x))$. 由于 $\text{rank}(S) = \text{rank}(\tilde{C}_a G) = \text{rank}(C_a G) = \text{rank}(G) = m + q$, 因此 S 列满秩, 即 $S^T S$ 广义可逆, 即有 $\delta = (S^T S)^{-1} S^T [\xi_a - C_a (A x + B u + D f(x))]$. 于是重构 δ 为

$$\tilde{\delta} = (S^T S)^{-1} S^T [\tilde{\xi}_a - C_a (A \hat{x} + B u + D f(\hat{x}))]$$

其中 $\tilde{\delta} = \delta - \hat{\delta}, \tilde{\xi}_a = \xi_a - \hat{\xi}_a, \tilde{x} = x - \hat{x}$, 由于前面证明了 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0, \lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{\xi}_a(t) = 0$. 因此有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{\delta}(t) = 0$, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\delta}(t) = \delta(t)$, 而 $\delta = [u_i^T \quad \eta^T]^T$, 因此

$$\hat{u}_i = [I_m \quad 0_{m \times q}] \{ (S^T S)^{-1} S^T [\hat{\xi}_a - C_a (A \hat{x} + B u + D f(\hat{x}))] \}$$

是对故障 u_i 的渐进收敛重构.

4 仿真分析

4.1 模型描述

本文采用一个 3 阶系统进行仿真

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1.25 & -1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}, D = E = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

非线性项为 $f(x) = 3.025 \sin x_1$. 干扰项为 $\eta = 4 \cos t$. 容易验证, 系统不满足匹配条件, 即 $\text{rank}(C R) \neq \text{rank}(R)$, 并且相对阶为 $(r_1, r_2) = (2, 1)$, 因此构造的辅助输出矩阵为

$$\mathbf{C}_a = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_1 A \\ c_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{即有, } \mathbf{y}_a = \mathbf{C}_a \mathbf{x} = [\mathbf{y}_{a1}^T \quad \mathbf{y}_{a2}^T]^T = [\mathbf{y}_{a1,1} \quad \mathbf{y}_{a1,2} \quad \mathbf{y}_{a2,1}]^T = [\mathbf{y}_1 \quad \mathbf{y}_{a1,2} \quad \mathbf{y}_2]^T.$$

可以看出, \mathbf{y}_{a1} 需要通过高阶滑模观测器来估计, 其误差如图 1 所示, 可以看出估计效果是令人满意的。

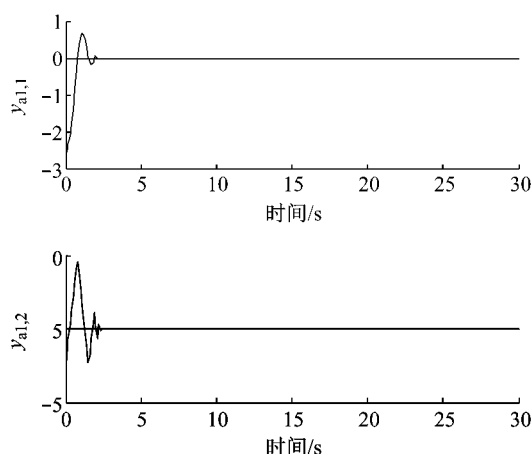


图1 辅助输出的误差

Fig.1 The estimated errors of auxiliary outputs

通过 Matlab 的工具箱得到相应的 $\mathbf{P}_a, \mathbf{L}_a, \mathbf{H}_a$.

4.2 无执行器故障下的观测器效果

由定理 1 可知, 当系统无执行器故障时, 由式 (6)–(8) 所给出的系统是系统 (5) 的一个自适应鲁棒观测器, 它可以估计系统的状态, 原系统和观测器的初始状态置为 $\mathbf{x}(0) = [3.1 \quad 1.2 \quad -0.3]$, $\hat{\mathbf{x}}(0) = [0.2 \quad 0.5 \quad 1.3]$. 将常数 k 的初值设置为 $\hat{k}(0) = 1.2$, 并选取 $l_k = 20$, 图 2 和图 3 给出了无执行器故障下的观测器状态估计效果. 从图中可以看出, 无论是状态估计, 还是参数调节, 其效果均令人满意。

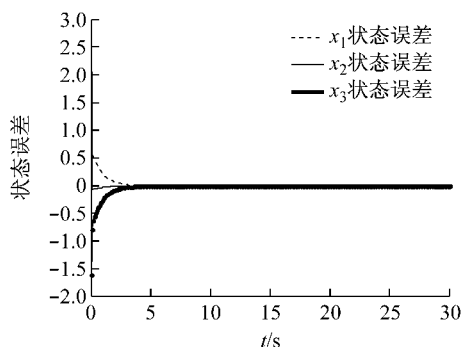


图2 状态估计误差

Fig.2 State estimated errors

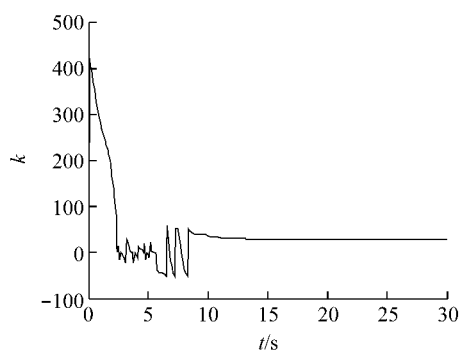


图3 k 的调节

Fig.3 Adjustment of k

4.3 故障检测

假设执行器在 5~10 时间单位内发生故障偏离值为 1, 即

$$\mathbf{u}_f = \begin{cases} 1, & 5 \leq t < 10 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

此时观测器便可作为故障检测器, 通过观测残差来判定何时出现了故障. 图 4 为执行器故障检测图。

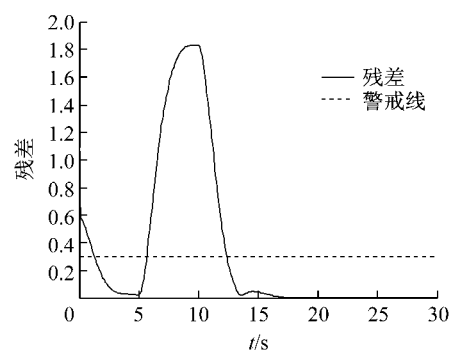


图4 故障检测

Fig.4 Fault detection

4.4 故障重构

故障重构及与实际值的误差仿真结果如图 5 和 6 所示. 可以看出, 本文方法对故障的估计是令人满意的。

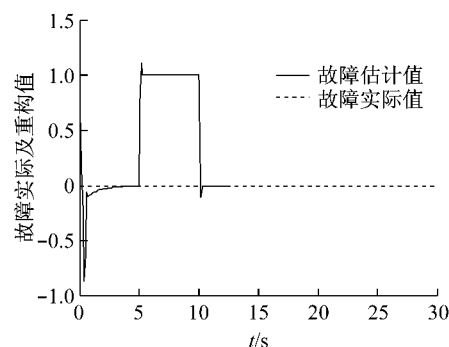


图5 故障重构

Fig.5 Fault reconstruction

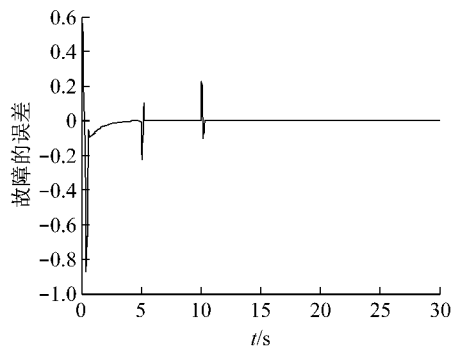


图6 故障重构误差

Fig.6 Error of fault reconstruction

5 结论

本文对不确定性非线性系统,讨论了观测器匹配条件不满足的条件下故障检测和重构设计问题.首先,通过引入辅助输出使得匹配条件满足.然后,通过设计高阶滑模观测器,不仅给出了辅助输出 y_a 的估计,同时还得到辅助输出 y_a 的微分估计.在此基础上设计一种对干扰具有鲁棒性,对故障具有敏感性的故障检测观测器,通过观测该观测器所产生的残差,可以判断执行器何时出现故障,达到故障检测的目的.通过提出一种代数故障重构方法,达到了故障隔离的目的,故障重构中避免了输出微分信息的使用.对利布希茨非线性项,提出了对利布希茨常数进行自适应调节的方法,因而设计方法具有不必知道利布希茨常数的大小、也不受其大小限制的优点.最后,通过仿真,验证了方法的实用性.

参考文献:

- [1] Chen J, Patton R J. Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] Tan C P, Edwards C. An LMI approach for designing sliding mode observers [C]//Proceedings of the 39th IEEE Conference Decision and Control. Sydney: IEEE, 2000: 2587-2592.
- [3] Wang H B, Lam J. Robust fault detection for uncertain discrete-time systems[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2002, 25 (2): 291.
- [4] Xu A, Zhang Q. Nonlinear system fault diagnosis based on adaptive estimation[J]. Automatica, 2004, 40(7): 1181.
- [5] Jiang B, Fahmida N, Chowdhury. Parameter fault detection and estimation of a class of nonlinear systems using observers [J]. Journal of the Franklin Institute, 2005, 342(7): 725.
- [6] Corless M, Tu J. State and input estimation for a class of uncertain systems[J]. Automatica, 1998, 34(6): 757.
- [7] Shen Z, Zhao J, Xu J, et al. Nonlinear unknown input observer design by LMI for Lipschitz nonlinear systems[J]. Intelligent Control and Automation, 2010: 3450.
- [8] Li J, Zheng Y, Shen Z. Nonlinear observer design for a class of nonlinear systems with non-Lipschitz nonlinearities of the unmeasured states[J]. Control Conference, 2010, (): 3531-3533.
- [9] Ding Z. Differential stability and design of reduced order observers for nonlinear systems [C]//IEEE International Conference on Control and Automation. [S. l.]: IEEE, 2009: 1104-1009.
- [10] Narasimhan S, Vachhani P, Rengaswamy R. New nonlinear residual feedback observer for fault diagnosis in nonlinear systems[J]. Automatica, 2008, 44(9): 2222.
- [11] Aldeen M, Sharma R. Estimation of states, fault and unknown disturbances in non-linear systems[J]. International Journal of Control, 2008, 81(8): 1195.
- [12] Edwards C, Spurgeon S K, Patton R J. Sliding mode observers for fault detection and isolation[J]. Automatica, 2000, 36(4): 541.
- [13] Kalsi K, Lian J, Hui S, et al. Sliding-mode observers for systems with unknown inputs: a high-gain approach [J]. Automatica, 2010, 46: 347.
- [14] Floquet T, Edwards C, Spurgeon K S. On sliding mode observers for systems with unknown inputs[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2007, 21: 638.
- [15] Zhu F. State estimation and unknown input reconstruction via both reduced-order and high-order sliding mode observers[J]. Journal of Process Control, 2012, 22: 296.
- [16] Edwards C, Spurgeon K S. Sliding mode control: theory and applications[M]. London: Taylor and Francis Group, 1998.
- [17] Petew A M, Marquez H J, Zhao Q. Design of unknown input observers for Lipschitz nonlinear systems[C]//Proceedings of the 2005 American Control Conference. Portland: [s. n.], 2005: 4198-4203.
- [18] Levant A. High-order sliding modes: differentiation and output-feedback control[J]. International Journal of Control, 2003, 76(9/10): 924-941.