

基于逆系统迭代学习观测器的故障调节方法*

李 炜, 任 波, 毛海杰

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050)

摘 要: 针对一类满足 Lipschitz 条件的多输入多输出非线性可逆系统执行器故障问题, 提出了一种基于迭代学习观测器的逆系统内模故障调节方法。引入 PD 型迭代学习策略, 设计了迭代学习故障诊断观测器, 用于对执行器未知时变故障进行快速、准确估计。根据故障估计值, 结合逆系统方法对逆模型进行补偿, 使得补偿后的逆模型与非线性被控对象串联仍为伪线性系统; 再结合内模控制实现了伪线性系统的容错控制。最后, 通过仿真算例验证了该方案的有效性。

关键词: 故障调节; 非线性系统; 迭代学习型观测器; 故障估计; 逆系统方法; 内模控制

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1698-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.025

Class method of fault accommodation based on inverse system iterative learning observer

LI Wei, REN Bo, MAO Hai-jie

(School of Electric Engineering & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: This paper proposed a designing method of fault accommodation based on iterative learning observer and combined both inverse system method and internal model control for a class of multi-input multi-output nonlinear invertible systems which satisfy Lipschitz conditions with actuator failure problem. Introducing a PD-type learning strategy, it designed an iterative learning observer to estimate the actuator fault rapidly and exactly. Then provided fault estimate for compensating inverse system model to keep the nonlinear system plant connected by inverse model pseudo-linearization, and, combined internal model control to carry fault tolerant control of the pseudo-linearization system. Finally, simulation results show the effectiveness of the scheme.

Key words: fault accommodation; nonlinear system; iterative learning observer; fault estimation; inverse system method; internal model control

0 引言

在复杂的工程系统中, 系统元部件不可避免地会发生故障, 若不能将其及时检测并排除, 则可能导致巨大的财产损失和人员伤亡^[1]。因此, 复杂系统的可靠性和安全性迫切需要提高, 容错控制则是系统发生故障后的最后一道防线。作为主动容错控制技术之一的故障调节, 是在故障发生后通过故障检测、隔离、估计和附加控制律等一系列步骤来确保系统稳定的, 也因其具有良好的容错性能而受到青睐^[2-8]。由于实际工程系统中不可避免地存在一定的非线性, 因而针对非线性系统的研究中基于观测器故障估计受到了较多的关注, 这类成果大多集中在滑模观测器、故障估计滤波器、描述型观测器、神经网络观测器、自适应观测器等方面, 而上述观测器设计中也存在自身的问题: 例如, 基于智能方法需要复杂的学习算法和较多先验知识; 基于滑模观测器的方法对定值故障估计存在静差; 基于自适应观测器故障估计则存在严格的等式约束和较大学习率等不足。

迭代学习控制是一种适用于具有重复运动性质的被控对象, 对具有较强非线性耦合、较高位置重复精度、难以建模的动力学系统有良好控制效果的方法。近年来有学者将其引入故障诊断领域, 文献[9]针对一类非线性飞控系统, 提出基于迭代学习观测器和 T-S 模糊模型的容错控制方法, 在执行器发生卡死故障时, 利用状态和故障估计值构成附加反馈控制律实现系统的容错控制。文献[10]针对一类受扰的非线性时延系统, 通过设计一种自适应迭代故障诊断观测器, 研究了系统执行器故障决策、估计和故障补偿问题。文献[11]提出了一种微分(D)型学习律, 研究了一类非线性时滞系统故障跟踪估计问题, 但由于条件 $\|I - \Gamma CB_f\| < 1$ 限制 Γ 的取值范围, 故障估计的收敛速度不佳。已有迭代学习观测器研究中, 由于单独采用 P 或 D 型迭代学习率, 对定值故障有良好的估计, 但对时变故障估计效果仍不尽理想且收敛速度不佳, 容错控制律都以常规的补偿方法产生, 鲁棒性也不足。鉴于此, 本文针对一类满足 Lipschitz 条件的多输入多输出非线性可逆系统, 设计了一种非线性比例-微分(PD)型迭代学习型故障诊断观测器, 对系

收稿日期: 2011-10-09; **修回日期:** 2011-11-15 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60964003); 甘肃省教育厅高等学校研究生导师科研资助项目(050301)

作者简介: 李炜(1963-), 女, 陕西西安人, 教授, 主要研究方向为故障诊断与容错控制、工业过程先进控制; 任波(1987-), 男, 湖南岳阳人, 硕士, 主要研究方向为故障诊断与容错控制(renbo320@163.com); 毛海杰(1978-), 女, 内蒙古赤峰人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为动态系统故障诊断、信号处理。

统未知时变故障进行快速、准确估计。

1 基于迭代学习观测器的故障诊断算法

1.1 系统描述

考虑如下—类非线性可逆系统:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= \mathbf{A}x(t) + g(x(t), t) + \mathbf{B}u(t) + \mathbf{B}_f f(t) \\ y &= \mathbf{C}x(t)\end{aligned}\quad (1)$$

其中: $x(t) \in \mathbb{R}^n$ 为状态向量; $u(t) \in \mathbb{R}^m$ 为控制输入向量; $y(t) \in \mathbb{R}^r$ 为系统输出向量, $f(t) \in \mathbb{R}^q$ 为系统执行器故障; $g(x(t), t)$ 为系统非线性向量函数; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}$ 是已知的适当维数的系数矩阵。

为进一步分析,假设下面条件成立:

假设1 ($\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$) 是可观测的。

假设2 非线性函数 $g(x(t), t)$ 满足 Lipschitz 条件,即存在 $\alpha > 0$, 使得

$$\|g(x_1(t), t) - g(x_2(t), t)\| \leq \alpha \|x_1(t) - x_2(t)\| \quad (2)$$

假设3 系统式(1)和(2)的初始值 $x(0)$ 、 $y(0)$ 已知。

1.2 迭代学习故障诊断算法

对于系统式(1),考虑故障发生情况下,设计迭代学习故障诊断滤波器如下:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_k(t) &= \mathbf{A}\hat{x}_k(t) + g(\hat{x}_k(t), t) + \mathbf{B}u_k(t) + \\ &\quad L(y_k(t) - \hat{y}_k(t)) + \mathbf{B}_f \hat{f}_k(t)\end{aligned}\quad (3)$$

$$\hat{y}_k(t) = \mathbf{C}\hat{x}_k(t) \quad (4)$$

$$e_k(t) = x_k(t) - \hat{x}_k(t) \quad (5)$$

$$r_k(t) = \mathbf{C}e_k(t) \quad (6)$$

$$\hat{f}_{k+1}(t) = \hat{f}_k(t) + \Gamma \hat{r}_k(t) + \Lambda r_k(t) \quad \hat{f}_k(0) = 0 \quad (7)$$

其中: $\hat{x}_k(t) \in \mathbb{R}^n$, $\hat{y}_k(t) \in \mathbb{R}^r$ 分别为状态观测器的状态向量和输出向量; $\hat{f}_k(t) \in \mathbb{R}^q$ 为执行器故障估计值; $L \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为状态观测器的增益矩阵; Γ 、 Λ 为相应维数的学习增益矩阵; $r_k(t)$ 是在一个优化时域内第 k 次迭代运算后故障跟踪估计器的输出 $\hat{y}(t)$ 和系统实际输出 $y(t)$ 的差,即残差。

定义状态误差 $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, 残差信号 $r(t) = y(t) - \hat{y}(t)$, 故障调节误差 $f(t) = f(t) - \hat{f}(t)$, 可得残差系统状态方程:

$$\dot{e}(t) = (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C})e(t) + \mathbf{B}_f \hat{f}(t) + g(x(t), t) - g(\hat{x}(t), t) \quad (8)$$

$$r(t) = \mathbf{C}e(t) \quad (9)$$

由假设3可知系统初始状态,不失一般性,假设优化区间 $[0, t_b]$ 内,其中, t_b 是大于零的时间上界。令故障诊断滤波器的状态和输出的迭代计算初始值分别为 $\hat{x}_k(0) = x(0)$, $\hat{y}_k(0) = y(0)$ ($k=0, 1, 2, \dots$)。这样,有如下定理:

定理1 考虑系统式(1),设计如式(3)~(7)所示的故障诊断滤波器,在有限的时间区间 $[0, t_b]$ 内,若条件:a) $\|I - \Gamma \mathbf{C} \mathbf{B}_f\| < 1$; b) 初始状态 $\hat{x}_k(0) = x(0)$ 、 $k=0, 1, 2, \dots$, 则当 $k \rightarrow \infty$ 时,故障诊断滤波器的输出 $\hat{y}(t)$ 在 $[0, t_b]$ 上一致收敛于实际输出 $y(t)$, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \sup_{t \in [0, t_b]} \|y(t) - \hat{y}_k(t)\|_\lambda = 0$ 。

定理2 根据定理1条件设计的故障诊断滤波器式(3)~(7),可使其中的故障学习率 $\hat{f}(t)$ 在 λ 范数的意义下无限逼近系统中实际发生的故障,即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \sup_{t \in [0, t_b]} \|f(t) - \hat{f}_k(t)\|_\lambda = 0$ 。

证明 根据系统式(1)和迭代算法原理可得

$$\begin{aligned}\|x_k(t) - \hat{x}_k(t)\| &= \|x_k(0) - \hat{x}_k(0) + \\ &\quad \int_0^t [\mathbf{A}x_k(s) + \mathbf{B}u(s) + g(x_k(s), s) + \mathbf{B}_f f_k(s)] ds - \\ &\quad \int_0^t [\mathbf{A}\hat{x}_k(s) + \mathbf{B}u(s) + g(\hat{x}_k(s), s) + \\ &\quad \mathbf{B}_f \hat{f}_k(s) + L(y_k(s) - \hat{y}_k(s))] ds\| \leq \\ &\quad \|x_k(0) - \hat{x}_k(0)\| + \int_0^t b_1 \|x_k(s) - \hat{x}_k(s)\| ds + \\ &\quad \int_0^t \|g(x_k(s)) - g(\hat{x}_k(s))\| ds + \int_0^t b_2 \|f_k(s) - \hat{f}_k(s)\| ds \leq \\ &\quad \|x_k(0) - \hat{x}_k(0)\| + \int_0^t (b_1 + \alpha) \|x_k(s) - \hat{x}_k(s)\| ds + \\ &\quad \int_0^t b_2 \|f_k(s) - \hat{f}_k(s)\| ds = \\ &\quad \int_0^t (b_1 + \alpha) \|x_k(s) - \hat{x}_k(s)\| ds + \\ &\quad \int_0^t b_2 \|f_k(s) - \hat{f}_k(s)\| ds\end{aligned}$$

其中: $b_1 = \|\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}\|$; $b_2 = \|\mathbf{B}_f\|$ 。

由 Bellman-Gronwall 不等式可得

$$\|x_k(t) - \hat{x}_k(t)\| \leq \int_0^t \exp((b_1 + \alpha)(t-s)) \|f_k(s) - \hat{f}_k(s)\| ds \quad (10)$$

由定义 $\tilde{f}(t) = f(t) - \hat{f}(t)$ 和故障学习律式(7)可得

$$\tilde{f}_{k+1}(t) - \tilde{f}_k(t) = -(\Gamma \mathbf{C} \dot{e}_k(t) + \Lambda \mathbf{C} e_k(t)) \quad (11)$$

将式(8)代入可得

$$\begin{aligned}\tilde{f}_{k+1}(t) &= \tilde{f}_k(t) - (\Gamma \mathbf{C} ((\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) e_k(t) + \\ &\quad \mathbf{B}_f \tilde{f}_k(t) + g(x_k(t), t) - g(\hat{x}_k(t), t)) + \Lambda \mathbf{C} e_k(t)) = \\ &\quad \tilde{f}_k(t) - (\Gamma \mathbf{C} (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) + \Lambda \mathbf{C}) e_k(t) - \\ &\quad \Gamma \mathbf{C} (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(t) + g(x_k(t), t) - g(\hat{x}_k(t), t)) = \\ &\quad \tilde{f}_k(t) - (\Gamma \mathbf{C} (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) + \Lambda \mathbf{C}) (\Phi(t) e_k(0) + \\ &\quad \int_0^t \Phi(t, \tau) (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(\tau) + g(x_k(\tau)) - \\ &\quad g(\hat{x}_k(\tau))) d\tau) - \Gamma \mathbf{C} (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(t) + \\ &\quad g(x_k(t), t) - g(\hat{x}_k(t), t))\end{aligned}$$

其中: $\Phi(t)$ 是状态转移矩阵。

根据初始状态式子可以简化为

$$\begin{aligned}\tilde{f}_{k+1}(t) &= \tilde{f}_k(t) - (\Gamma \mathbf{C} (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) + \\ &\quad \Lambda \mathbf{C}) \int_0^t \Phi(t, \tau) (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(\tau) + g(x_k(\tau)) - g(\hat{x}_k(\tau))) d\tau - \\ &\quad \Gamma \mathbf{C} (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(t) + g(x_k(t), t) - g(\hat{x}_k(t), t)) = \\ &\quad (I - \Gamma \mathbf{C} \mathbf{B}_f) \tilde{f}_k(t) - (\Gamma \mathbf{C} (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) + \\ &\quad \Lambda \mathbf{C}) \int_0^t \Phi(t, \tau) (\mathbf{B}_f \tilde{f}_k(\tau) + g(x_k(\tau)) - \\ &\quad g(\hat{x}_k(\tau))) d\tau - \Gamma \mathbf{C} (g(x_k(t), t) - g(\hat{x}_k(t), t))\end{aligned}$$

将上式两边取范数可得

$$\begin{aligned}\|\tilde{f}_{k+1}(t)\| &\leq b_3 \|\tilde{f}_k(t)\| + \\ &\quad b_4 b_5 \int_0^t \|\tilde{f}_k(\tau)\| d\tau + b_4 b_6 \alpha \int_0^t \|x_k(\tau) - \hat{x}_k(\tau)\| d\tau + \\ &\quad b_7 \alpha \|x_k(t) - \hat{x}_k(t)\| \quad (12)\end{aligned}$$

其中: $b_3 = \|I - \Gamma \mathbf{C} \mathbf{B}_f\|$, $b_4 = \|\Gamma \mathbf{C} (\mathbf{A} - \mathbf{L}\mathbf{C}) + \Lambda \mathbf{C}\|$, $b_5 = \sup_{t \in [0, t_b]} \|\Phi(t, \tau) \mathbf{B}_f\|$, $b_6 = \sup_{t \in [0, t_b]} \|\Phi(t, \tau)\|$, $b_7 = \|\Gamma \mathbf{C}\|$ 。

考虑式(10),假设 $\Delta(t) = b_2 \int_0^t \exp((b_1 + \alpha)(t-s)) \|f_k(s) - \hat{f}_k(s)\| ds$, 可以看出 $\Delta(t)$ 是个单调函数,且对于 $s \in [0, t]$, 有 $\Delta(s) \leq \Delta(t)$ 。将式(10)代入式(12)中可得

$$\begin{aligned}\|\tilde{f}_{k+1}(t)\| &\leq b_3 \|\tilde{f}_k(t)\| + b_4 b_5 \int_0^t \|\tilde{f}_k(\tau)\| d\tau + \\ &\quad b_4 b_6 \alpha \int_0^t \Delta(\tau) d\tau + b_7 \alpha \Delta(t) \leq b_3 \|\tilde{f}_k(t)\| +\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& b_4 b_5 \int_0^t \|\tilde{f}_k(\tau)\| d\tau + b_4 b_6 \alpha t_b \Delta(t) + b_7 \alpha \Delta(t) = \\
& b_3 \|\tilde{f}_k(t)\| + b_4 b_5 \int_0^t \|\tilde{f}_k(\tau)\| d\tau + (b_4 b_6 \alpha t_b + \\
& b_7 \alpha) b_2 \int_0^t \exp((b_1 + \alpha)(t-s)) \|f_k - \tilde{f}_k\| ds \quad (13)
\end{aligned}$$

令 $b_8 = \max\{(b_4 b_5 \alpha t_b + b_7 \alpha) b_2, b_1 + \alpha\}$, 将式(13)两边取 λ 范数可得

$$\begin{aligned}
\|\tilde{f}_{k+1}(t)\|_\lambda & \leq b_3 \|\tilde{f}_k(t)\|_\lambda + b_4 b_5 \frac{1 - \exp(-\lambda t_b)}{\lambda} \\
\|\tilde{f}_k(t)\|_\lambda + b_8 \frac{1 - \exp(b_8 - \lambda) t_b}{\lambda - b_8} \|\tilde{f}_k(t)\|_\lambda & = \\
(b_3 + b_4 b_5 \frac{1 - \exp(-\lambda t_b)}{\lambda} + \\
b_8 \frac{1 - \exp(b_8 - \lambda) t_b}{\lambda - b_8}) \|\tilde{f}_k(t)\|_\lambda \quad (14)
\end{aligned}$$

根据定理条件 1 可知, 对于足够大的 λ , $b_3 + b_4 b_5 \frac{1 - \exp(-\lambda t_b)}{\lambda} + b_8 \frac{1 - \exp(b_8 - \lambda) t_b}{\lambda - b_8} < 1$ 成立, 因此有

$$\lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [0, t_b]}} \|f(t) - \tilde{f}_k(t)\|_\lambda = 0$$

又根据式(10)可得 $\lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [0, t_b]}} \|x(t) - \hat{x}_k(t)\|_\lambda = 0$ 。考虑式(8)

(9)可得 $\lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [0, t_b]}} \|y(t) - \hat{y}_k(t)\|_\lambda = 0$ 。证毕。

2 基于逆系统方法的故障调节系统设计

2.1 系统控制方案

故障调节是指系统发生故障后,在不改变原有控制律的情况下,通过附加控制律补偿故障对系统的影响。逆系统方法是通过非线性反馈或动态补偿的方法,将给定的非线性系统变化为具有线性传递关系且已解耦的伪线性系统。该方法以其理论上形式统一、物理概念上清晰直观、使用方法上简单明了等特点,成为解决非线性系统反馈线性化研究的主要途径。本文以逆系统方法为基础,结合故障调节思想,给出了一种基于逆系统方法的故障调节方案,其结构如图 1 所示。虚线框内为基于逆系统的故障调节子系统,其功能是利用子系统内的迭代学习观测器对系统的执行器故障进行快速、准确估计,并由此产生相应补偿控制律 u_f , 对系统逆模型进行补偿,使补偿后的逆模型与原系统串联时仍为一伪线性系统。考虑正常和故障时控制性能和鲁棒性的需求,引入了内模控制器。

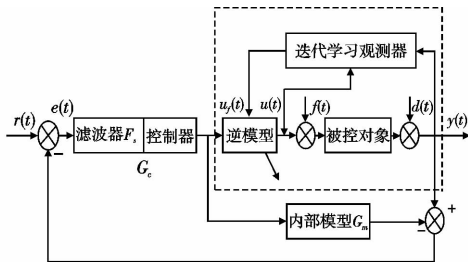


图1 基于迭代学习观测器逆系统内模控制的故障调节框架

其中: $r(t)$ 、 $u_f(t)$ 、 $f(t)$ 、 $u(t)$ 、 $y(t)$ 分别表示系统参考输入、附加补偿控制律、执行器故障、控制量和系统输出; F_s 、 G_c 、 G_m 分别表示滤波器、内模控制器和逆系统内部模型。

系统的工作原理是:无故障时,首先将系统正常时的逆模型与非线性被控对象串联形成一个 ∂ 阶伪线性系统,然后对伪线性系统进行内模控制。发生故障时,由虚线框中的子系统估

计并补偿故障的影响,内模控制则对补偿后近似无故障状态时的伪线性系统进行进一步的控制。

2.2 逆系统的构建

针对 MIMO 非线性可逆系统式(1)求出 $u(t)$ 的显示表示:

$$u(t) = B^+ (\dot{x}(t) - Ax(t) - g(t, x) - B_f f(t)) \quad (15)$$

将 $\dot{x}(t) = C^+ \dot{y}(t)$, $x(t) = C^+ y(t)$ 代入式(15),同时令 $\varphi(t) = \dot{y}(t)$ 得

$$u(t) = B^+ (C^+ \varphi(t) - AC^+ y(t) - g(t, C^+ y) - B_f f(t)) \quad (16)$$

其中: B^+ 、 C^+ 分别为矩阵 B 、 C 的广义逆矩阵,将 $y(t)$ 、 $f(t)$ 、 $\varphi(t)$ 当做输入, $u(t)$ 当做输出。若将式(16)串联到式(1)前,便可以组成一个可实现的 ∂ 阶伪线性系统。另外,式(16)中第四项 $-B^+ B_f f(t)$ 即为故障对逆系统的影响。

2.3 容错控制律的产生

考虑系统发生执行器故障,系统故障 $f(t)$ 是未知的,但基于迭代学习观测器故障诊断能够通过学习得到故障 $f(t)$ 的估计值 $\hat{f}(t)$,并依据式(16)中的故障对系统的影响,产生如下 $u_f(t)$ 故障附加控制律:

$$u_f(t) = -B^+ B_f \hat{f}(t) \quad (17)$$

用其对无故障时建立的系统逆模型输出 $u_n(t) = B^+ (C^+ \varphi(t) - AC^+ y(t) - g(t, C^+ y))$ 进行补偿,则故障系统逆模型的等效输出为 $u(t) = u_n(t) + u_f(t)$,即

$$u(t) = B^+ (C^+ \varphi(t) - AC^+ y(t) - g(t, C^+ y) - B_f \hat{f}(t)) \quad (18)$$

只要 $\hat{f}(t)$ 有足够的估计精准和快速性,则式(18)等价于式(16),即通过有效的故障估计,由其产生附加控制律对系统故障有效地调节补偿,而经调节补偿后的系统逆模型与故障情形下系统的串联仍为一近似的伪线性系统,在内模控制器的作用下,使故障系统得到良好的容错性能。

3 仿真算例

考虑非线性可逆系统,假设系统式(1)中的参数为

$$A = \begin{bmatrix} 0.65 & -2.45 \\ 0.3 & -0.9 \end{bmatrix}, g(t, x(t)) = \begin{bmatrix} \sin x_1(t) \\ \sin x_2(t) \end{bmatrix}, B = B_f = C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

根据式(3)~(7)设计迭代学习观测器,其中:

$$L = \begin{bmatrix} 3.2718 & 0.144 \\ 0.144 & 2.3103 \end{bmatrix}, \Gamma = I, \Lambda = 4I$$

假设系统执行器发生的时变故障为

$$f(t) = [f_1(t) \quad f_2(t)]^T$$

其中:

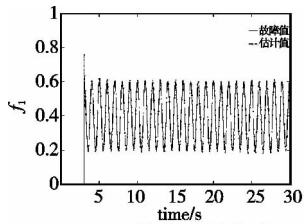
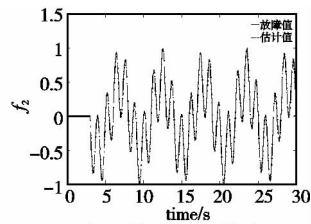
$$\begin{aligned}
f_1(t) &= \begin{cases} 0 & t < 3s \\ 0.4 + 0.2 \cos(2\pi t) & 3s \leq t \leq 30s \end{cases} \\
f_2(t) &= \begin{cases} 0 & t < 3s \\ \sin(\pi t) \cos(2t) & 3s \leq t \leq 30s \end{cases}
\end{aligned}$$

无故障时,系统逆模型与原系统串联后的伪线性系统输入输出呈现标准的相对阶数为 ∂ 阶积分环节。仿真系统相对阶数为 $\partial = 1$,即串联形成的 ∂ 阶伪线性系统为一阶纯积分环节,内部模型 $G_m = s^{-1}$,所以取内模控制器 $G_c = G_m^{-1} F_s = s F_s$,为确保内模控制器正则取 $F_s = [1/(2s+1); 1/(1s+1)]$ 。

为验证本文所述系统故障调节方案的有效性和鲁棒性,设计以下仿真实验进行分析研究。

1) 考虑系统执行器发生未知时变故障 $f(t) = [f_1(t) \quad f_2(t)]^T$

$(t)]^T$,模型参数无摄动时,即 $A = \begin{bmatrix} 0.65 & -2.45 \\ 0.3 & -0.9 \end{bmatrix}$ 。执行器故障 $f(t)$ 的估计曲线 $\hat{f}(t)$ 分别如图 2、3 所示,系统跟踪参考输入 $r(t) = 1(t)$ 的输出响应曲线如图 4 所示。

图2 故障 $f_1(t)$ 的估计图3 故障 $f_2(t)$ 的估计

从仿真结果可以看出,本文所述的迭代学习型故障诊断算法对执行器未知时变故障能准确、快速地估计,基于逆系统方法的故障调节能有效地补偿执行器故障的影响。

2)考虑系统执行器发生未知时变故障 $f(t) = [f_1(t) \ f_2(t)]^T$,且模型参数在 $t > 3s$ 发生摄动时,取 $A = \begin{bmatrix} 0.6 & -2.45 \\ 0.3 & -0.4 \end{bmatrix}$ 。执行器未知故障 $f(t)$ 的估计曲线 $\hat{f}(t)$ 分别如图 5、6 所示,跟踪参考输入的系统输出响应曲线如图 7 所示。

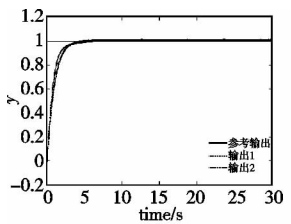


图4 系统输出响应曲线

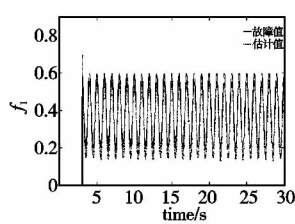
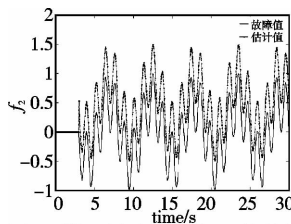
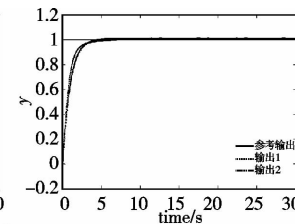
图5 模型摄动时故障 $f_1(t)$ 的估计图6 模型摄动时故障 $f_2(t)$ 的估计

图7 系统输出响应曲线

从仿真结果可以看出,在存在模型摄动时,迭代学习故障诊断算法对故障的估计值 $\hat{f}(t)$ 已不尽准确,但基于逆系统方法的故障调节同样能有效补偿模型摄动时故障的影响,即系统对模型摄动时故障的调节具有鲁棒性。同时也不难分析出,此处对故障的估计值包含了执行器故障和模型摄动的共同影响,但带来的新问题是故障诊断算法难以对执行器故障进行准确分离,这也是下一步需继续研究的工作。

3)考虑系统发生执行器时变故障 $f(t) = [f_1(t) \ 0]^T$,模型参数无摄动,系统存在不可测阶跃扰动 $d(t) = \begin{cases} 0, & t < 5 \\ 0.5, & 5 < t < 30 \end{cases}$ 时,执行器时变故障 $f(t)$ 的估计 $\hat{f}(t)$ 响应曲线如图 8 所示,发生扰动时内模控制系统输出 $y_1(t)$ 响应曲线如图 9 所示。

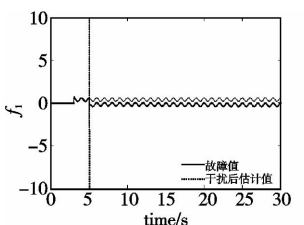
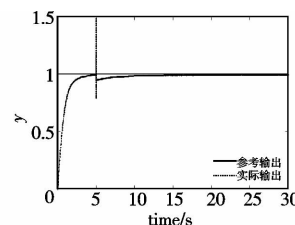
图8 扰动时故障 $f_1(t)$ 的估计

图9 扰动时系统输出响应曲线

从仿真结果可以看出,尽管故障诊断观测器未能很好地排除扰动值对故障估计的影响,使故障估计的准确性有所降低,但内模控制器却能很好地抑制扰动使系统输出跟踪参考输入,说明本文所述方法对未知扰动和故障并存的系统有鲁棒容错能力。

4 结束语

本文针对一类满足 Lipschitz 条件的非线性可逆系统,将迭代学习方法引入系统故障估计,并结合逆系统方法和内模控制,研究了系统的执行器故障调节问题。借助迭代学习型故障诊断观测器的设计,可对未知时变故障进行快速和精确地估计,基于逆系统方法为故障时原系统的逆模型提供了有效的补偿,实现了与逆系统串联时非线性系统的伪线性化,消除故障对系统的影响,进而利用内模控制实现了伪线性系统的鲁棒容错控制。本文设计的迭代观测器结构简单,对复杂的故障信号有很好的估计效果,基于逆系统故障调节的内模控制方案对存在模型参数摄动和不确定扰动的执行器故障系统可进行有效的鲁棒容错。对于初始状态未知的情况以及从理论上如何将该方法扩展到非线性不确定性系统是需进一步研究的方向。

参考文献:

- [1] ZHANG You-min, JIANG Jin. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems [J]. Annual Reviews in Control, 2008, 32(2): 229-252.
- [2] SPURGEON S K. Sliding mode observers: a survey [J]. International Journal of Systems Science, 2008, 39(8): 751-764.
- [3] PERTEW A M, MARQUEZ H J, ZHAO Q. Brief paper: LMI-based sensor fault diagnosis for nonlinear lipschitz systems [J]. Automatica, 2007, 43(8): 1464-1469.
- [4] NOBREGE E G, ABDALLA M O, GRIGORIADIS K M. Robust fault estimation of uncertain systems using an LMI-based approach [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2008, 18(18): 1657-1680.
- [5] GAO Zhi-wei, SHI Xiao-yan, DING S X. Fuzzy state/disturbance observer design for T-S fuzzy systems with application to sensor fault estimation [J]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2008, 38(3): 875-880.
- [6] WU Qing, SAIF M. Robust fault detection and diagnosis in a class of nonlinear systems using a neural sliding mode observer [J]. International Journal of Systems Science, 2007, 38(11): 881-899.
- [7] ZHANG Ke, JIANG Bin, COCQUEMPOT V. Fast adaptive fault estimation and accommodation for nonlinear time-varying delay systems [J]. Asian Journal of Control, 2009, 11(6): 643-652.
- [8] 李娟,唐功友. 基于观测器的离散时滞系统的故障诊断 [J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1220-1224.
- [9] 刘春生,胡寿松. 基于 T-S 模糊模型和迭代学习观测器的飞行系统故障容错控制 [J]. 南京航空航天大学学报, 2009, 41(1): 48-53.
- [10] CHEN Wen, SAIF M. An iterative learning observer for fault detection and accommodation in nonlinear time-delay systems [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2006, 16(1): 1-19.
- [11] 颜秉勇,田作华,施颂椒,等. 基于故障跟踪估计器的非线性时滞系统故障诊断 [J]. 控制与决策, 2009, 24(1): 133-136.