

# 基于自适应迭代学习算法的一类非线性系统故障检测与估计

陈政权<sup>1</sup>, 韩路<sup>2</sup>, 侯彦东<sup>1,3†</sup>

(1. 河南大学 计算机与信息工程学院, 河南 开封 475004; 2. 河南大学 迈阿密学院, 河南 开封 475004;

3. 河南大学 河南省大数据分析处理重点实验室, 河南 开封 475004)

**摘要:** 针对迭代学习算法在非线形系统故障检测与估计过程中存在估计误差较大和收敛速度较慢等不足的问题, 提出了一种基于龙格-库塔故障估计观测器模型的自适应迭代学习算法, 有效降低了故障估计误差; 并引入 $H_\infty$ 性能指标, 提高了故障估计观测器的收敛速度. 该算法首先设计故障检测观测器对故障进行检测, 然后设计故障估计观测器, 并将自适应算法与迭代学习策略相结合, 使得估计故障逐渐逼近真实故障, 从而实现对非线性系统中多种常见故障的精确检测与估计. 最后, 通过机械臂旋转关节驱动电机的执行器故障仿真验证了所提算法的有效性.

**关键词:** 迭代学习; 故障估计; 故障检测; 自适应; 龙格-库塔

**引用格式:** 陈政权, 韩路, 侯彦东. 基于自适应迭代学习算法的一类非线性系统故障检测与估计. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 837–846

DOI: 10.7641/CTA.2019.90097

## Fault detection and estimation based on adaptive iterative learning algorithm for nonlinear systems

CHEN Zheng-quan<sup>1</sup>, HAN Lu<sup>2</sup>, HOU Yan-dong<sup>1,3†</sup>

(1. School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng Henan 475004, China;

2. Miami College of Henan University, Kaifeng Henan 475004, China;

3. Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Henan University, Kaifeng Henan 475004, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the iterative learning algorithm has a large estimation error and slow convergence speed in the process of nonlinear system fault detection and estimation. An adaptive iterative learning algorithm based on Runge-Kutta fault estimation observer model is proposed, which can effectively reduce the error of fault estimation; and the  $H_\infty$  performance index is introduced to improve the convergence rate of the fault estimation observer. The algorithm first designs the fault detection observer to detect the fault, then designs the fault estimation observer, and the adaptive algorithm is combined with the iterative learning strategy, so that the estimated fault gradually approaches the real fault, thus achieving accurate detection and estimation of many common faults in the nonlinear system. Finally, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by the actuator fault simulation of the mechanically driven motor.

**Key words:** iterative learning; fault estimation; fault detection; adaptive; Runge-Kutta

**Citation:** CHEN Zhengquan, HAN Lu, HOU Yandong. Fault detection and estimation based on adaptive iterative learning algorithm for nonlinear systems. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(4): 837–846

## 1 引言

随着现代工业化水平的迅速发展, 工业设备及系统复杂度和自动化程度不断提高. 如何提高系统的安全性和可靠性, 减少生产过程中的财产损失和人员伤亡, 成为现代工业系统中的重大问题<sup>[1-4]</sup>. 故障诊断技术就是通过对设备运行过程中信息进行监测、判别和分析与决策, 从而提高系统运行效率和可靠性. 因此,

故障检测与诊断具有非常重要的研究意义, 故障诊断技术包括3个基本任务: 故障检测、故障隔离以及故障分析或辨识. 利用各种检查和测试方法, 发现系统和设备是否存在故障的过程是故障检测, 而进一步确定故障所在大致部位的过程是故障隔离, 测定故障的类型、规模和故障的原因称为故障分析或辨识. 故障诊断方法主要有: 1) 基于模型的方法, 包括等价空间法、

收稿日期: 2019-02-23; 录用日期: 2019-08-30.

†通信作者. E-mail: hydong@henu.edu.cn; Tel.: +86 13783788866.

本文责任编辑: 王轲维.

国家自然科学基金项目(61374134), 河南省自然科学基金项目(162300410030)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61374134) and the National Natural Science Foundation of Henan Province (162300410030).

状态估计法、参数估计法和频域法等; 2) 基于信号处理的方法, 包括频谱分析法和小波分析法等; 3) 基于人工智能的方法, 包括神经网络法、知识推理法、故障特征树搜索法和模糊隶属度法等. 故障诊断性能评价指标包括: 1) 故障检测及时性(速度); 2) 检测敏感性和鲁棒性; 3) 误报率、错报率、漏报率和确诊率; 4) 诊断全面性.

近年来, 对于复杂系统故障诊断的研究已经成为当今的热点问题, 其中非线性系统的故障诊断研究取得了一定的理论成果. 复杂系统的故障诊断中, 如果模型已知, 则基于模型的故障诊断方法能够较为准确地检测出故障<sup>[5-6]</sup>. 闭环系统和非线性系统的故障诊断是当前研究的难点和热点<sup>[7-9]</sup>. 随着控制系统复杂性的增加, 非线性系统的故障诊断成为工业过程控制中迫切需要解决的难点问题之一. 因此, 研究非线性系统的故障诊断问题具有重要的理论意义与应用价值. 现有非线性系统的故障诊断方法大多是基于观测器的状态估计方法, 其中最主要的方法主要有两类: 对结构化未知扰动解耦的方法和自适应学习的方法<sup>[10-12]</sup>.

当前故障估计的研究取得了一系列的成果, 基于模型的故障估计的方法主要包括如下: 1) 基于自适应故障估计观测器方法, 其核心思想是将故障估计算法中的比例项提高收敛速度, 该方法不要求故障先验信息, 对干扰可使用 $H_\infty$ 的方法进行抑制, 设计较为简单且实用性强; 2) 基于迭代学习故障估计观测器方法, 其主要针对重复性或周期性运动的被控系统, 具有较好的追踪能力; 3) 基于滑模观测器方法, 该方法主要利用了滑模观测器的有限时间快速收敛性, 但需要已知故障信号的上界; 基于未知输入观测器方法<sup>[13]</sup>, 该观测器是一种有限时间观测器, 但其设计复杂, 对输出噪声比较敏感. 基于优化的故障估计方法主要包括如下: 1) 模型不确定性系统的故障估计, 该方法通过抑制模型不确定对故障估计的影响, 因此可准确地估计出故障的幅值, 但需要已知系统模型结构; 2) 基于系统参数变化故障估计, 其主要是通过检测模型变化进行参数的修正; 3) 非线性系统的故障估计<sup>[14]</sup>, 通常将非线性项进行处理再进行故障估计.

迭代学习的方法很早被提出, 自从Arimoto等人提出迭代学习控制以来, 已有大量相关研究成果在控制领域发表<sup>[15]</sup>. 迭代学习控制作为处理重复或周期运动系统最经典、最有效的控制方法之一, 可以利用之前的迭代学习信息不断改善系统控制效果, 能够有效地解决控制系统跟踪控制问题或干扰抑制问题, 从而提高了系统的性能. 针对一类具有切换模态的线性分布参数系统故障估计问题, 文献[16]基于闭环P型故障估计算法调节虚拟故障, 使虚拟故障逐渐逼近真实故障. 文献[17]研究了连续时间线性系统的故障估计问

题, 该方法不需要故障的先验知识, 只需要很少一部分系统运行的历史数据即可估计出系统中发生的故障, 可以实时在线地进行检测和估计系统中的故障, 具有重要的理论价值和实际意义. 而目前所研究的大多数自适应故障估计算法能够有效地对故障进行估计, 但精确性不高<sup>[18]</sup>. 因此, 本文所提出了自适应与迭代学习相结合方法.

本文将自适应与迭代学习方法相结合, 解决了一类满足Lipschitz条件的非线性系统故障检测与估计问题, 并通过几种典型故障的数值仿真, 验证了所提算法的有效性.

## 2 问题描述与算法简介

考虑如下非线性连续时间系统:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + g(t, x(t)) + Bu(t) + Ef(t), \\ y(t) = Cx(t), \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $x(t) \in \mathbb{R}^n$  是系统的状态,  $u(t) \in \mathbb{R}^m$  是控制输入,  $y(t) \in \mathbb{R}^p$  是系统的输出,  $f(t) \in \mathbb{R}^q$  是故障信号;  $A, B, C$  和  $E$  是适维矩阵.  $g(t, x(t))$  为连续非线性向量函数, 在此处假设  $g(t, x(t))$  满足Lipschitz条件. 存在Lipschitz常数  $L_g$  使得

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

龙格库塔算法: 采用四阶龙格库塔算法对非线性状态微分方程和故障微分方程进行求解, 此算法能够有效提高估计故障精度, 减小误差. 算法如下:

$$\dot{x} = F(t, x), \quad x(t_0) = x_0, \quad (3)$$

则对于该微分方程的四阶龙格库塔算法由如下方程给出:

$$x_{n+1} = x_n + \frac{h}{6}(\beta_1 + 2\beta_2 + 2\beta_3 + \beta_4), \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} \beta_1 = F(t, x_n), \\ \beta_2 = F(t + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}\beta_1), \\ \beta_3 = F(t + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}\beta_2), \\ \beta_4 = F(t + h, x_n + h\beta_3). \end{cases} \quad (5)$$

本文采用比例积分微分(proportional integral derivative, PID)型开环迭代学习算法, 其学习律为

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + (\alpha_1 \frac{d}{dt} + \alpha_2 + \alpha_3 \int dt) r_k(t), \quad (6)$$

其中:  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  为学习增益矩阵,  $r(t)$  为误差项,  $k$  为迭代次数.

自适应算法控制律为

$$u(t+1) = u(t) + \Gamma R_1(r(t) + \dot{r}(t)), \quad (7)$$

其中:  $\Gamma$  是自适应控制学习率,  $R_1$  为适维矩阵.

### 3 故障检测与估计

**假设 1**  $(A, C)$ 可观测.

**假设 2** 系统某一时刻只有一个故障发生.

**假设 3** 系统(1)的初值 $x(0), y(0)$ 已知.

**假设 4** 真实故障关于时间的导数是范数有界, 即 $\|\dot{f}(t)\| \leq \eta, \eta > 0$ .

#### 3.1 故障检测观测器设计

为了检测故障, 建立如下观测器:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_k(t) = A\hat{x}_k(t) + Bu(t) + g(t, \hat{x}_k(t)) + \\ L(y(t) - \hat{y}_k(t)), \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \hat{y}_k(t) = C\hat{x}_k(t), \\ e_k(t) = x(t) - \hat{x}_k(t), \\ r_k(t) = y(t) - \hat{y}_k(t), \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $\hat{x}_k(t), \hat{y}_k(t)$ 分别表示第 $k$ 次迭代学习故障检测观测器的系统状态估计和输出的估计值,  $e_k(t)$ 为 $k$ 次迭代的状态误差,  $r_k(t)$ 为 $k$ 次迭代的输出误差. 由式(9)得

$$\dot{e}_k(t) = (A - LC)e_k(t) + Ef(t) + (g(t, x(t)) - g(t, \hat{x}_k(t))), \quad (10)$$

$$\dot{r}_k(t) = C\dot{e}_k(t). \quad (11)$$

**定理 1** 根据系统(1)设计如系统(8)故障检测观测器. 在上述假设成立的条件下, 当故障不发生时( $f = 0$ ) 则下式成立<sup>[19]</sup>:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_k(t) = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} r_k(t) = 0.$$

根据定理1, 观测器收敛后, 即可进行下列故障检测:

- 1)  $r_k(t) = 0$ 时故障不发生;
- 2)  $r_k(t) \neq 0$ 时故障发生.

在上述假设成立的前提下, 式(8)所给出的观测器, 是系统(1)的故障检测观测器.

#### 3.2 故障估计算法收敛性分析

为了估计故障, 设计故障估计观测器如下:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_k(t) = A\hat{x}_k(t) + g(t, \hat{x}_k(t)) + Bu(t) + \\ Ef_k(t) - L(\hat{y}_k(t) - y(t)), \\ \hat{y}_k(t) = C\hat{x}_k(t), \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\hat{x}_k(t), \hat{y}_k(t)$ 分别为系统状态和输出的估计值, 下标 $k$ 表示迭代学习运算次数;  $L$ 表示故障估计观测器的增益矩阵, 保证故障估计观测器(12)稳定;  $\hat{f}_k(t)$ 为通过算法对故障的估计值, 称为虚拟故障.

为了提高观测系统式(12)的稳定性与精确性, 应用四阶龙格-库塔算法求解观测系统状态微分方程, 实现观测器系统(12)更加精确地追踪实际系统(1), 从

而提高故障估计算法的精确性.

$$\hat{x}_k(t+h) = \hat{x}_k(t) + \frac{h}{6}(\beta_1 + 2\beta_2 + 2\beta_3 + \beta_4), \quad (13)$$

$$\begin{cases} \beta_1 = A\hat{x}_k(t) + g(t, \hat{x}_k(t)) + Bu(t) + \\ E\hat{f}_k(t) + L(y(t) - \hat{y}_k(t)), \\ \beta_2 = A(\hat{x}_k(t) + \frac{h\beta_1}{2}) + g(t, (\hat{x}_k(t) + \frac{h\beta_1}{2})) + \\ Bu(t) + E\hat{f}_k(t) + L(y(t) - \hat{y}_k(t)), \\ \beta_3 = A(\hat{x}_k(t) + \frac{h\beta_2}{2}) + g(t, (\hat{x}_k(t) + \frac{h\beta_2}{2})) + \\ Bu(t) + E\hat{f}_k(t) + L(y(t) - \hat{y}_k(t)), \\ \beta_4 = A(\hat{x}_k(t) + h\beta_3) + g(t, (\hat{x}_k(t) + h\beta_3)) + \\ Bu(t) + E\hat{f}_k(t) + L(y(t) - \hat{y}_k(t)), \end{cases} \quad (14)$$

$$\hat{y}_k(t+h) = C\hat{x}_k(t+h). \quad (15)$$

定义第 $k$ 次迭代学习运算的系统状态误差和输出估计误差:

$$e_k(t) = x(t) - \hat{x}_k(t), \quad (16)$$

$$r_k(t) = y(t) - y_k(t) = Ce_k(t). \quad (17)$$

故障估计算法:

$$\hat{f}_k(t) = \frac{1}{2}(\hat{f}_k^i(t) + \hat{f}_k^a(t)), \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \hat{f}_{k+1}^i(t) &= \hat{f}_k^i(t) + \alpha_1 r_k(t) + \alpha_2 \left( \frac{dr_k(t)}{dt} \right) + \\ &\alpha_3 \int r_k(t) dt, \end{aligned} \quad (19)$$

$$\frac{d\hat{f}_k^a(t)}{dt} = -\Gamma R_1(r_k(t) + \dot{r}_k(t)). \quad (20)$$

故障估计观测器启动条件:

$$\|y(t) - \hat{y}_k(t)\|_{\infty} \leq \gamma, \quad (21)$$

其中:  $\hat{f}_k^i(t)$ 和 $\hat{f}_k^a(t)$ 是虚拟故障的一部分, 可通过迭代算法和自适应算法进行调节.  $\Gamma$ 是自适应学习率,  $R_1$ 为适维矩阵;  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 是学习增益矩阵;  $\gamma$ 是给定的性能指标; 输出估计误差满足 $\|y(t) - \hat{y}_k(t)\|_{\infty} > \gamma$ 前提下故障估计观测器启动, 调整虚拟故障. 式(19)采用开环PID迭代学习算法调节 $\hat{f}_k^i(t)$ ; 式(20)采用自适应算法调节 $\hat{f}_k^a(t)$ ;  $\hat{f}_k^i(t)$ 和 $\hat{f}_k^a(t)$ 的变化将引起虚拟故障 $\hat{f}_k(t)$ 的变化, 达到故障估计的目的.

为了证明故障估计观测器收敛性, 给出如下定义.

**定义 1**  $\lambda$ 范数向量函数:

$$\|g\|_{\lambda} = \sup\{e^{-\lambda t}\|g\|\}, \quad \lambda > 0. \quad (22)$$

**引理 1**  $x(t), y(t)$ 满足连续的实有理函数, 且 $c_2 \geq 0$ . 若

$$x(t) \leq c_1 + \int_0^t (c_2 x(\tau) + c_3 y(\tau)) d\tau$$

成立, 可得出

$$x(t) \leq c_1 e^{c_2 t} + \int_0^t e^{c_2(t-\tau)} c_3 y(\tau) d\tau, \quad (23)$$

其中  $c_1, c_2, c_3$  是常数.

**定理 2** 当自适应故障估计值  $\hat{f}_k^a(t) = 0$  时, 在优化区域  $[0, t_n]$  时间内, 优化长度为  $N$ ; 迭代学习故障估计算法进行收敛性分析. 假设系统(1)初值已知,  $x_k(0) = \hat{x}_k(0), y_k(0) = \hat{y}_k(0), k = 1, 2, 3, \dots$ . 选取参数  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  满足  $\rho_2 < 1$ ,

$$\rho_2 = \|I - CE\alpha_2\|. \quad (24)$$

当  $k \rightarrow \infty$  时可使得故障估计观测器输出值  $\hat{y}_k(t)$  追踪系统输出值  $y_k(t)$  即

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|r_k(t)\|_\lambda = 0, \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|f(t) - \hat{f}_k^i(t)\|_\lambda = 0, \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(t)\|_\lambda = 0. \end{cases} \quad (25)$$

**证** 由式(9)得

$$r_{k+1}(t) = y(t) - \hat{y}_{k+1}(t), \quad (26)$$

$$r_{k+1}(t) = r_k(t) + \hat{y}_k(t) - \hat{y}_{k+1}(t), \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_{k+1}(t) = & C\hat{x}_{k+1}(0) + C \int_0^t ((A - LC)\hat{x}_{k+1}(\tau) + \\ & E\hat{f}_{k+1}^i(\tau) + Bu(\tau) + g(\tau, \hat{x}_{k+1}(\tau)) + \\ & Ly(\tau)) d\tau, \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_k(t) = & C\hat{x}_k(0) + C \int_0^t ((A - LC)\hat{x}_k(\tau) + \\ & E\hat{f}_k^i(\tau) + Bu(\tau) + g(\tau, \hat{x}_k(\tau)) + \\ & Ly(\tau)) d\tau. \end{aligned} \quad (29)$$

将式(28)-(29)代入式((27)得

$$\begin{aligned} r_{k+1}(t) = & r_k(t) - \int_0^t C(E\hat{f}_{k+1}^i(t) - \hat{f}_k^i(t)) + \\ & g(\tau, \hat{x}_k(\tau)) - g(\tau, \hat{x}_{k+1}(\tau)) + \\ & (A - LC)(x_{k+1} - x_k) d\tau. \end{aligned} \quad (30)$$

由式(2)可得

$$\begin{aligned} C(x_{k+1}(t) - x_k(t)) \leq & \int_0^t C(E(\hat{f}_{k+1}^i(t) - \hat{f}_k^i(t)) + \\ & (A - LC + L_g)(x_{k+1} - x_k)) d\tau, \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} r_{k+1}(t) \leq & r_k(t) - \int_0^t C(E(\hat{f}_{k+1}^i(t) - \hat{f}_k^i(t)) + \\ & (A - LC + L_g)(x_{k+1} - x_k)) d\tau. \end{aligned} \quad (32)$$

由引理1可得

$$\begin{aligned} C(x_{k+1}(t) - x_k(t)) \leq & CE \int_0^t e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} (\hat{f}_{k+1}^i(\tau) - \hat{f}_k^i(\tau)) d\tau, \end{aligned} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} r_{k+1}(t) \leq & r_k(t) - CE \int_0^t e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} (\alpha_1 r_k(t) + \\ & \alpha_2 \left(\frac{dr_k(t)}{dt}\right) + \alpha_3 \int r_k(t) dt) d\tau. \end{aligned} \quad (34)$$

由积分式得

$$\begin{aligned} \int_0^t CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_2 \left(\frac{dr_k(t)}{dt}\right) d\tau = & \\ CE\alpha_2 r_k(t) - \int_0^t \frac{\partial(CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_2)}{\partial \tau} r_k(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (35)$$

因此可以得出

$$\begin{aligned} r_{k+1}(t) \leq & r_k(t) - CE\alpha_2 r_k(t) + \\ & \int_0^t \frac{\partial(CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_2)}{\partial \tau} r_k(\tau) d\tau - \\ & \int_0^t CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_1 r_k(t) d\tau - \\ & \int_0^t \int_0^\tau CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_3 r_k(\sigma) d\sigma d\tau. \end{aligned} \quad (36)$$

两边同时取二范数并化简得

$$\begin{aligned} \|r_{k+1}(t)\| \leq & \|(I - CE\alpha_2)\| \|r_k(t)\| + \\ & \int_0^t \left\| \frac{\partial(CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_2)}{\partial \tau} \right\| \|r_k(\tau)\| d\tau + \\ & \int_0^t \|CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_1\| \|r_k(t)\| d\tau + \\ & \int_0^t \int_0^\tau \|CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_3\| \|r_k(\sigma)\| d\sigma d\tau, \end{aligned} \quad (37)$$

$$\begin{aligned} \|r_{k+1}(t)\| \leq & \|(I - CE\alpha_2)\| \|r_k(t)\| + a_1 \int_0^t \|r_k(\tau)\| d\tau + \\ & a_2 \int_0^t \int_0^\tau \|r_k(\sigma)\| d\sigma d\tau, \end{aligned} \quad (38)$$

其中令

$$\begin{aligned} a_1 = \sup \left\| \frac{\partial(CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_2)}{\partial \tau} \right\| + \\ \sup \|CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_1\|, \end{aligned} \quad (39)$$

$$a_2 = \sup \|CE e^{(A-LC+L_g)(t-\tau)} \alpha_3\|. \quad (40)$$

将式(38)两边同时乘以  $e^{-\lambda t}, \lambda > 0$ , 并根据定义1得

$$\begin{aligned} \|r_{k+1}(t)\| e^{-\lambda t} \leq & \|(I - CE\alpha_2)\| \|r_k(t)\| e^{-\lambda t} + \\ & e^{-\lambda t} a_1 \int_0^t \|r_k(\tau)\| d\tau + \\ & e^{-\lambda t} a_2 \int_0^t \int_0^\tau \|r_k(\sigma)\| d\sigma d\tau \leq \\ & \psi \|r_k(t)\|_\lambda, \end{aligned} \quad (41)$$

其中

$$\psi = \|(I - CE\alpha_2)\| + a_1 \frac{1 - e^{-\lambda N}}{\lambda} +$$

$$a_2 \left( \frac{1 - e^{-\lambda N}}{\lambda} \right)^2. \quad (42)$$

根据已知条件

$$\rho_2 = \|I - CE\alpha_2\| < 1, \quad (43)$$

当  $\lambda \rightarrow \infty$  时, 可使得  $\psi < 1$ , 并根据式(41)可得

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \|r_k(t)\|_\lambda = 0, \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|f(t) - \hat{f}_k^i(t)\|_\lambda = 0, \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \|e_k(t)\|_\lambda = 0, \end{cases}$$

满足式(25)成立. 证毕.

当  $\hat{f}_k^i = 0$  时, 故障估计误差和状态误差分别为

$$e_f(t) = f(t) - \hat{f}_k(t) = f(t) - \hat{f}_k^a(t), \quad (44)$$

$$\begin{aligned} \dot{e}_x(t) = (A - LC)e_x(t) + G(t, \hat{x}(t), x(t)) + \\ Ee_f(t), \end{aligned} \quad (45)$$

其中

$$G(t, \hat{x}(t), x(t)) = g(t, x(t)) - g(t, \hat{x}(t)). \quad (46)$$

**假设 5** 存在正定矩阵  $P_1$  使线性矩阵不等式成立:

$$(A - LC)^T P_1 + P_1(A - LC) < 0. \quad (47)$$

**引理 2** 若存在矩阵  $P_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $M \in \mathbb{R}^{r \times r}$  为正定矩阵; 矩阵  $Y \in \mathbb{R}^{n \times q}$ ,  $R_1 \in \mathbb{R}^{r \times q}$  为实矩阵, 使下面线性矩阵不等式成立:

$$E^T P_1 = R_1 C, \quad (48)$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} & P_1 \\ * & \Pi_{22} & -E^T P_1 \\ * & * & -\varepsilon I \end{bmatrix} < 0, \quad (49)$$

其中:

$$\Pi_{11} = PA + A^T P - YC - C^T Y^T + \varepsilon L_g^2,$$

$$\Pi_{12} = -A^T P E + C^T Y^T E,$$

$$\Pi_{22} = -2E^T P E + M.$$

能够实现  $e_x(t), e_f(t)$  最终一致有界<sup>[19]</sup>. 即系统稳定,  $e_x(t), e_f(t)$  收敛到某个很小的邻域内.

**定理 3** 当迭代学习算法故障估计值  $\hat{f}_k^i = 0$ , 且  $t \rightarrow \infty$ , 自适应故障估计值  $\hat{f}_k^a(t)$  无限逼近故障真实值  $f(t)$ , 即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_f(t) = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} e_x(t) = 0.$$

**证** 由引理2可证明定理3成立, 即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_f(t) = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} e_x(t) = 0.$$

证毕.

由于

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|f(t) - \hat{f}_k^i(t)\|_\lambda = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{f}_k^a(t) - f(t) = 0,$$

$$\hat{f}_k(t) = \frac{1}{2}(\hat{f}_k^i(t) + \hat{f}_k^a(t)),$$

可得到

$$\lim_{t \rightarrow \infty, k \rightarrow \infty} f(t) - \hat{f}_k(t) = 0. \quad (50)$$

因此证明了所设计的故障估计观测器及估计故障算法的有效性.

### 3.3 学习增益矩阵设计

本文利用  $H_\infty$  的方法, 根据有界实引理, 对故障变化率的影响设计约束不等式, 抑制了故障变化率对故障估计的影响. 最终, 利用MATLAB线性矩阵不等式 (linear matrix inequality, LMI) 工具箱, 求解学习增益参数矩阵. 令

$$\hat{f}_k^i(t) = \hat{f}_{k+1}^i(t) - \hat{f}_k^i(t), \quad (51)$$

$$e_f^i(t) = f(t) - \hat{f}_k^i(t). \quad (52)$$

当  $\hat{f}_k^a(t) = 0$  时, 由式(16)–(17)可得

$$\begin{cases} \dot{e}_k(t) = (A - LC)e_k(t) + Ee_f^i(t) + \\ \quad G(t, \hat{x}(t), x(t)), \\ r_k(t) = Ce_k(t). \end{cases} \quad (53)$$

由式(19)得

$$\dot{\hat{f}}_k^i(t) = \alpha_1 r_k(t) + \alpha_2 \left( \frac{dr_k(t)}{dt} \right) + \alpha_3 \int r_k(t) dt. \quad (54)$$

这里限于文章篇幅, 便于计算, 不妨设  $\alpha_3 = 0$ . 由式(52)(54)得

$$\dot{e}_f^i(t) = \dot{f}(t) - \alpha_1 r_k(t) - \alpha_2 \left( \frac{dr_k(t)}{dt} \right). \quad (55)$$

由式(58)(60)可得增广系统为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} I_n & 0 \\ \alpha_2 C & I_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{e}_k(t) \\ \dot{e}_f^i(t) \end{bmatrix} = \\ \begin{bmatrix} A - LC & E \\ -\alpha_1 C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_k(t) \\ e_f^i(t) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} I_n \\ 0 \end{bmatrix} G(t, \hat{x}(t), x(t)) + \begin{bmatrix} 0 \\ I_q \end{bmatrix} \dot{f}(t). \end{aligned} \quad (56)$$

令  $E_1 = \begin{bmatrix} I_n & 0 \\ \alpha_2 C & I_q \end{bmatrix}$ , 那么可以看出  $E_1$  为非奇异阵, 将

上式两边同时乘以  $E_1^{-1}$  得

$$\begin{cases} \dot{e}(t) = (\bar{A} - \bar{L}\bar{C})e(t) + \bar{I}_n G(t, \hat{x}(t), x(t)) + \\ \quad \bar{I}_q \dot{f}(t), \\ e_f^i(t) = \bar{I}_q^T e(t), \end{cases} \quad (57)$$

式中:

$$e(t) = \begin{bmatrix} e_k(t) \\ e_f^i(t) \end{bmatrix}, \quad \bar{A} = \begin{bmatrix} A & E \\ -\alpha_2 CA & -\alpha_2 CE \end{bmatrix},$$

$$\bar{L} = \begin{bmatrix} L \\ -\alpha_2 CL - \alpha_1 \end{bmatrix}, \bar{C} = [C \ 0],$$

$$\bar{I}_n = \begin{bmatrix} I_n \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{I}_q = \begin{bmatrix} 0 \\ I_q \end{bmatrix}.$$

由式(57)拆分变换可得

$$\begin{cases} \dot{e}_1(t) = (\bar{A} - \bar{L}\bar{C})e_1(t) + \bar{I}_q \dot{f}(t), \\ e_{f1}^i(t) = \bar{I}_q^T e_1(t), \end{cases} \quad (58)$$

$$\begin{cases} \dot{e}_2(t) = (\bar{A} - \bar{L}\bar{C})e_2(t) + \bar{I}_n G(t, \hat{x}(t), x(t)), \\ e_{f2}^i(t) = \bar{I}_q^T e_2(t). \end{cases} \quad (59)$$

为了后续研究,引入连续系统有界实引理3和引理4.

**引理3** (有界实引理) 对于连续时间系统状态空间 $(A, B, C, D)$ 以下条件等价:

1) 状态转移矩阵 $A$ 渐近稳定(具有负实部特征值),  $\|G(s)\|_\infty < \gamma_1$ 成立.

2) 存在正定矩阵 $P_3$ , 满足

$$\begin{bmatrix} A^T P_3 + P_3 A & P_3 B & C^T \\ B^T P_3 & -\gamma_1 I & D^T \\ C & D & -\gamma_1 I \end{bmatrix} < 0.$$

**引理4** 存在矩阵 $X, Y$ 和给定的任意正数 $\delta$ 使得下面不等式成立<sup>[20]</sup>:

$$Y^T X \leq \delta X^T X + \frac{1}{\delta} Y^T Y. \quad (60)$$

**定理4** 系统(1)在满足假设1和假设4的前提下, 给定抑制性能指标 $\gamma_2$ 和任意正标量 $\gamma_3$ , 若存在对称正定矩阵 $P_4, P_5$ 和矩阵 $\alpha_1, \alpha_2$ 满足

$$\begin{bmatrix} \Xi_{11} & * & * & * \\ \Xi_{21} & \Xi_{22} & * & * \\ 0 & -I_q & \gamma_2 I_q & * \\ 0 & I_q & 0 & \gamma_2 I_q \end{bmatrix} < 0, \quad (61)$$

$$\begin{bmatrix} \Omega_{11} & * & * & * \\ \Omega_{21} & \Omega_{22} & * & * \\ 0 & -I_n & \gamma_3 L_g I_n & * \\ 0 & I_q & 0 & \gamma_3 I_q \end{bmatrix} < 0, \quad (62)$$

式中:

$$\begin{aligned} \Xi_{11} &= A^T P_4 + P_4 A - P_4 L C - C^T L^T P_4, \\ \Xi_{21} &= -\alpha_2 C A + \alpha_2 C L C + \alpha_1 C + E^T P_4, \\ \Xi_{22} &= -\alpha_2 C E - E^T C^T \alpha_2^T, \\ \Omega_{11} &= A^T P_5 + P_5 A - P_5 L C - C^T L^T P_5, \\ \Omega_{21} &= -\alpha_2 C A + \alpha_2 C L C + \alpha_1 C + E^T P_5, \\ \Omega_{22} &= -\alpha_2 C E - E^T C^T \alpha_2^T, \end{aligned}$$

则误差动态方程(57)渐近稳定, 且满足 $H_\infty$ 性能指标  $\|e_f^i(t)\|_2 < \gamma_2 \|\dot{f}(t)\|_2$ .

**证** 对于系统(58), 使用  $\begin{bmatrix} P_4 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$  代替引理3中的

$P_3$ , 可以得到式(61)成立, 系统(58)渐近稳定. 对于系统(59)使用  $\begin{bmatrix} P_5 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}$  代替引理3中的 $P_3$ , 且根据式(2)和引理4可得式(62)成立, 系统(59)渐近稳定. 由于系统(58)和系统(59)渐近稳定, 可得误差动态方程(57)渐近稳定. 证毕.

$\|e_f^i(t)\|_2 < \gamma_2 \|\dot{f}(t)\|_2$  表示故障估计值跟踪故障真实值的能力,  $\gamma_2$  越小, 表示故障估计误差受故障变化率的影响越小, 观测器跟踪速度越快. 最后, 令  $P_4 = P_5$  利用MATLAB中LMI工具箱得到满足式(61)–(62)及给定性能指标 $\gamma_2$ 和任意正标量 $\gamma_3$ 的次优解:  $\alpha_1, \alpha_2$ .

#### 4 仿真模型及仿真分析

本文采用如图1所示的机械臂模型, 该机械臂由直流电机驱动. 详述动力学模型如下: 假设该机械臂具有 $n$ 关节,  $q_1 = (q_2 \ q_4 \ \cdots \ q_{2i})^T$  表示连杆转动角位置向量,  $\dot{q}_1 = (\dot{q}_2 \ \dot{q}_4 \ \cdots \ \dot{q}_{2i})^T$  表示连杆转动角速度向量,  $q_2 = (q_1 \ q_3 \ \cdots \ q_{2i-1})^T$  表示电机转动角位置向量,  $\dot{q}_2 = (\dot{q}_1 \ \dot{q}_3 \ \cdots \ \dot{q}_{2i-1})^T$  表示电机转动角速度向量. 假设系统的动能为

$$K_v = \frac{1}{2} \dot{q}_1^T D(q_1) \dot{q}_1 + \frac{1}{2} q_2^T J \dot{q}_2, \quad (63)$$

其中:  $D(q_1)$  为刚性机器人惯性, 计算式由转子质量和  $\dot{q}_1$  组成;  $J$  为对角阵, 其对角线元素由主轴旋转的电机惯性乘以相应传动比的平方组成.

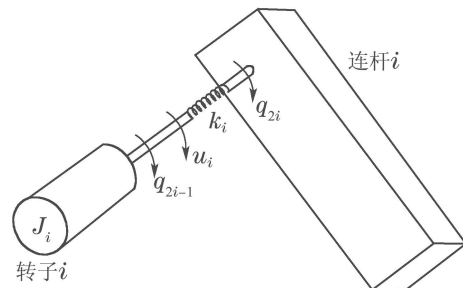


图1 弹性关节机械手臂

Fig. 1 Elastic joint robotic arm

系统总势能为

$$P_v = P_{v1}(q_1) + P_{v2}(q_1 + q_2), \quad (64)$$

其中:  $P_{v1}(q_1)$  为刚性机器人标准势能,  $P_{v2}$  是弹性势能. 计算式为

$$P_{v2} = -\frac{1}{2} k (q_1 - q_2)^T (q_1 - q_2). \quad (65)$$

动力系统拉格朗日函数为  $L_v = K_v - P_v$ ,

$$\begin{aligned} L_v &= \frac{1}{2} \dot{q}_1^T D(q_1) \dot{q}_1 + \frac{1}{2} \dot{q}_2^T J \dot{q}_2 - P_{v1}(q_1) - \\ &\quad \frac{1}{2} k (q_1 - q_2)^T (q_1 - q_2). \end{aligned} \quad (66)$$

由欧拉–拉格朗日运动方程得出

$$D(q_1) \ddot{q}_1 + c(q_1, \dot{q}_1) + k(q_1 - q_2) = 0, \quad (67)$$

$$J\ddot{q}_2 - k(q_1 - q_2) = u, \tag{68}$$

其中 $c(q_1, \dot{q}_1)$ 表示离心力和哥氏力且

$$\begin{cases} \theta_1 = q_1, \\ \theta_m = q_2, \\ \omega_1 = \dot{q}_1, \\ \omega_m = \dot{q}_2. \end{cases} \tag{69}$$

通过上式可得

$$\begin{cases} \dot{\theta}_1 = \omega_1, \\ \dot{\omega}_1 = -D(\theta_1)^{-1}(c(\theta_1, \omega_1) + k(\theta_1 - \theta_m)), \\ \dot{\theta}_m = \omega_m, \\ \dot{\omega}_m = J^{-1}k(\theta_1 - \theta_m) + J^{-1}u. \end{cases} \tag{70}$$

建立弹性关节机械臂模型, 状态向量由电动机的角速度和角位置组成, 可示为

$$x^T = (x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4) = (\theta_m \ \omega_m \ \theta_1 \ 0.1\omega_1), \tag{71}$$

那么其状态空间模型如下所示<sup>[21]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{\theta}_m = \omega_m, \\ \dot{\omega}_m = \frac{k}{J_m}(\theta_1 - \theta_m) - \frac{B_1}{J_m}\omega_m + \frac{K_\tau}{J_m}\mu + \xi f, \\ \dot{\theta}_1 = \omega_1, \\ \dot{\omega}_1 = -\frac{k}{J_1}(\theta_1 - \theta_m) - \frac{mgh}{J_1}\sin\theta_1, \end{cases} \tag{72}$$

其中: 连杆的转动惯量为 $J_1 = 9.3 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ , 电动机的转动惯量为 $J_m = 3.7 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ;  $\theta_m$ 为电动机旋转角度,  $\theta_1$ 为连杆旋转角度;  $\omega_m$ 为电动机旋转角速度,  $\omega_1$ 为连杆旋转角速度;  $m = 0.21 \text{ kg}$ , 系统参数为 $K_\tau = 8 \times 10^{-2} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{V}^{-1}$ ,  $g$ 为万有引力常数,  $h$ 为高度, 参数 $B_1 = 4.6 \times 10^{-2} \text{ m}$ ,  $f$ 为执行器故障信号,  $\xi = 12.5$ 为故障参数; 系统输出为 $\theta_m, \omega_m$ , 由式(17)整理得

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{k}{J_m} & -\frac{B_1}{J_m} & \frac{k}{J_m} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10 \\ \frac{k}{J_1} & 0 & -\frac{k}{J_1} & 0 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ \xi \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} f(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K_\tau}{J_m} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -\frac{mgh}{J_1}\sin(x_3(t)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -48.6 & -1.25 & 48.6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10 \\ 1.95 & 0 & -1.95 & 0 \end{bmatrix} x(t) +$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 21.6 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -0.333 \sin x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 12.5 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} f(t), \tag{73}$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(t). \tag{74}$$

设计增益矩阵 $L$ 使其满足上述假设条件:

$$L = \begin{bmatrix} 0.8307 & 0.4514 & 0.8238 & 0.0706 \\ 0.4514 & 6.2310 & 1.3072 & 0.2574 \end{bmatrix}.$$

假设故障信号分别为脉冲函数、指数函数、正弦函数和周期函数, 函数表达形式如下:

$$\begin{cases} f_1(t) = \begin{cases} 5, & 10 \text{ s} \leq t \leq 40 \text{ s}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \\ f_2(t) = \begin{cases} e^{0.075t}, & 10 \text{ s} \leq t \leq 40 \text{ s}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \\ f_3(t) = \begin{cases} \sin(0.05t), & 10 \text{ s} \leq t \leq 40 \text{ s}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \\ f_4(t) = \begin{cases} \sin t, & 10 \text{ s} \leq t \leq 40 \text{ s}, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \end{cases}$$

### 4.1 故障检测仿真分析

当故障检测观测器(8)初值与系统(1)初值不同时, 状态误差如图2所示. 仿真结果可得出观测器具有较好的收敛速度, 并且观测器系统(8)可准确追踪系统(1), 同时也验证了定理1.

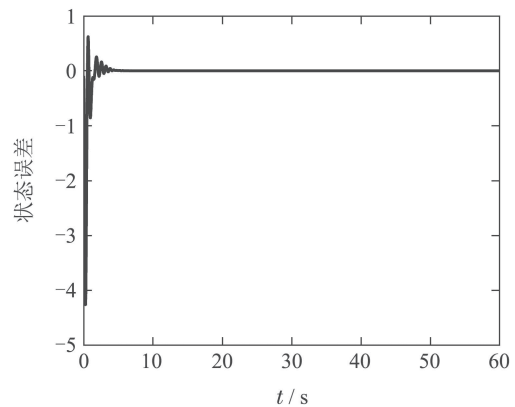


图2 状态误差仿真曲线

Fig. 2 State error simulation curve

针对其中一种脉冲函数故障进行故障检测, 假设在10~40 s时间内发生故障, 故障幅值为5, 故障脉冲函数及检测结果仿真图如下:

$$f_1(t) = \begin{cases} 5, & 10\text{ s} \leq t \leq 40\text{ s}, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

此时,观测器(8)作为故障检测观测器,通过式(9)残差观测器,观测残差输出变化,判断故障的发生.图3为执行器故障的检测图;图中可以看出,设计的非线性系统故障检测观测器能够较为准确地检测出故障及故障发生的时间.

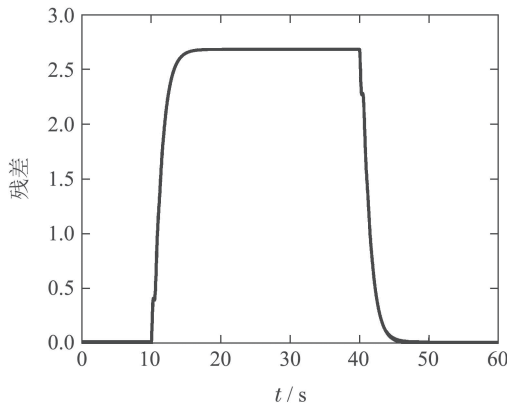


图3 故障检测仿真曲线

Fig. 3 Fault detection simulation curve

### 4.2 故障估计对比仿真分析

针对其中一种故障,采取3种不同的故障估计算法进行仿真对比分析,假设在10~40s时间内发生故障,故障幅值为5,故障脉冲函数为

$$f_1(t) = \begin{cases} 5, & 10\text{ s} \leq t \leq 40\text{ s}, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

图4(a)为迭代学习故障估计仿真图,图4(b)为自适应故障估计仿真图,图4(c)改进后的算法即自适应迭代学习故障估计仿真图.由图4能够直观地看出改进后的算法无论是收敛性还是精确性均优于迭代学习算法,而自适应算法优于迭代学习算法.改进后算法的故障估计值更加接近故障真实值,而自适应算法的收敛性优于迭代学习算法和改进后的算法.

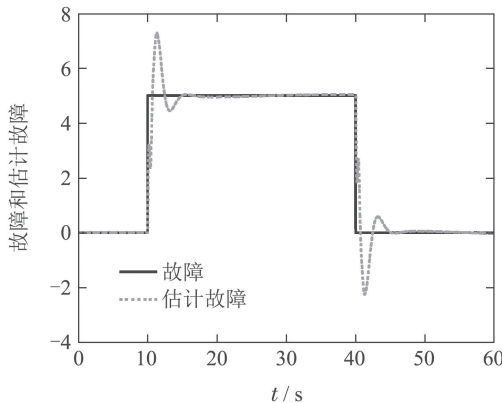


图4(a) 迭代学习故障估计仿真曲线

Fig. 4(a) Iterative learning fault estimation simulation curve

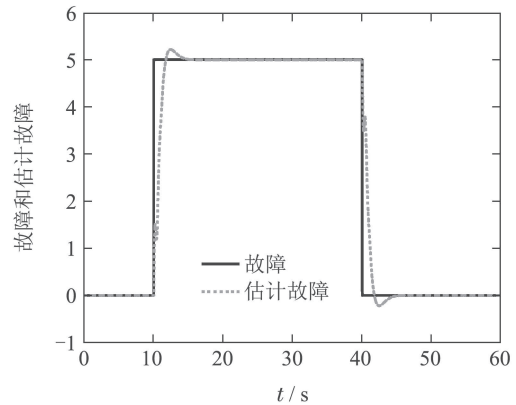


图4(b) 自适应故障估计仿真曲线

Fig. 4(b) Adaptive fault estimation simulation curve

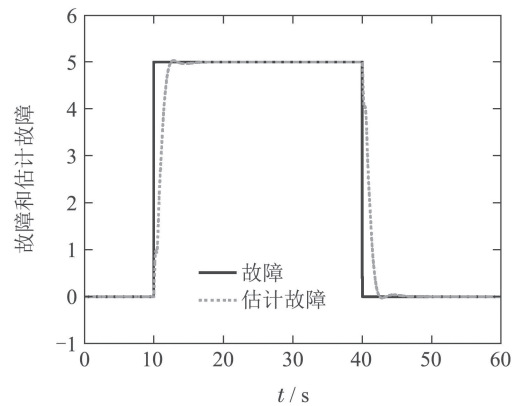


图4(c) 自适应迭代学习故障估计仿真曲线

Fig. 4(c) Adaptive iterative learning fault estimation simulation curve

表1 3种算法数值对比

Table 1 Comparison of three algorithms

算法对比	迭代学习/s	自适应/s	改进算法/s
均值误差	0.0044	0.00012	0.00010
估计故障最大值	7.29	5.20	5.029
估计故障最小值	-2.25	-0.20	-0.029
第1次收敛时间	6.61	3.40	3.57
第2次收敛时间	6.23	3.38	3.55

表1为3种算法对比的数值表,以下为3种算法性能对比分析:

#### 1) 精确性.

根据表1的数值,得出迭代学习算法故障估计值与真实故障的均值误差为0.0044,改进算法故障估计值与真实故障的均值误差为0.00010,自适应算法故障估计值与真实故障的均值误差为0.00012.通过均值误差的对比,可得出改进算法的均值误差更小一些,精确性更高些.

#### 2) 稳定性.

迭代学习算法的故障估计最大值为7.29,最小值为2.25;自适应算法的故障估计最大值为5.20,最小值



为0.20; 改进算法的故障估计值为5.029, 最小值为0.029, 通过最值对比, 迭代学习算法故障估计值波动最大, 故障估计的稳定性最低, 其次是自适应算法故障估计, 波动最小稳定性最高的是改进后故障估计算法。

3) 快速性。

迭代学习算法第1次收敛时间为6.61 s, 第2次收敛时间为6.23 s; 自适应算法第1次收敛时间为3.40 s, 第2次收敛时间为3.38 s; 改进算法的第1次收敛时间为3.57 s, 第2次收敛时间为3.55 s。3种算法收敛时间对比分析, 可得出自适应故障估计算法收敛时间最短, 其次是改进后故障估计算法, 最后是迭代学习算法。因此, 自适应故障估计算法快速性性优于改进后故障估计算法, 改进后故障估计算法快速性性优于迭代学习故障估计算法。

4.3 不同类型故障估计仿真图

3种常见故障分别为指数函数、正弦函数、周期函数, 假设在10 ~ 40 s时间内发生故障, 3种故障函数的仿真曲线如图5-7所示。

指数函数仿真图如图5所示。

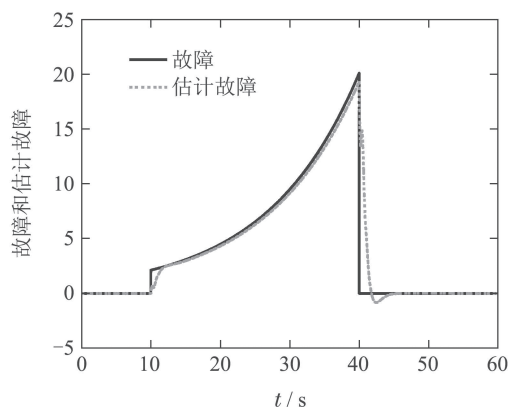


图 5 指数函数仿真曲线

Fig. 5 Exponential function simulation curve

正弦函数仿真图如图6所示。

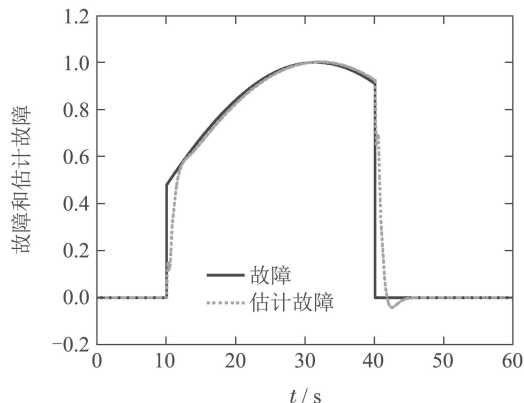


图 6 正弦函数仿真曲线

Fig. 6 Sinusoidal simulation curve

周期函数仿真图如图7所示。

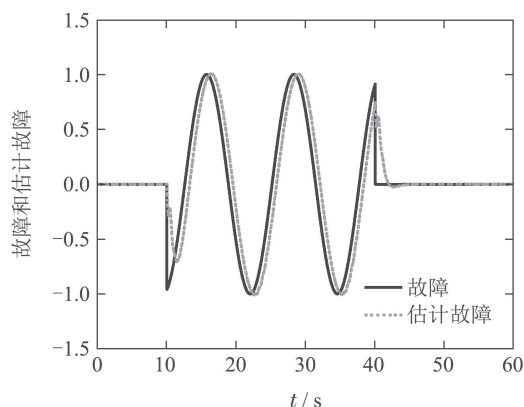


图 7 周期函数仿真曲线

Fig. 7 Periodic function simulation curve

图5-7可以看出自适应迭代学习故障估计算法对3种不同的故障形式, 均能达到故障估计目的, 且对故障具有较好的跟踪效果。从3个不同种故障仿真来看, 指数型故障和正弦型故障的估计的准确性均好于周期型故障, 而指数型故障估计的准确性要优于正弦型故障。因此, 可以得出故障函数越是简单估计的准确性越好。

5 结论

针对非线性系统, 本文设计了一种龙格库塔观测器的自适应与迭代学习相结合的故障估计算法, 能够有效地检测非线性系统中的故障, 对多种常见的故障能够精确快速地估计。通过与迭代学习故障估计算法、自适应故障估计算法对比仿真分析, 得出本文所提出算法的故障估计性能均优于其他两种算法。

参考文献:

[1] MICHELE B, NIKIFOROV I. *Detection of Abrupt Changes: Theory and Application*. New Jersey: Prentice Hall, 1993.

[2] CHEN J, PATTON R J. *Robust Model-based Fault Diagnosis for Dynamic Systems*. New York: Springer, 1999.

[3] NARENDRA K S, ANNASWAMY A M. *Stable Adaptive Systems*. New Jersey: Prentice Hall, 1989.

[4] ZHANG Ke, ZHOU Donghua, CHAI Yi. Review of multiple fault diagnosis methods. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(9): 1143 - 1157.  
(张可, 周东华, 柴毅. 复合故障诊断技术综述. 控制理论与应用, 2015, 32(9): 1143 - 1157.)

[5] CHENG Qianshuai, QIAO Dianfeng, HOU Yandong. Actuator fault diagnosis for system jumping under distributed network circumstance. *Journal of Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 15(3): 248 - 253.  
(程前帅, 乔殿峰, 侯彦东. 分布式网络环境下系统跳变执行器故障诊断. 上海应用技术学院学报(自然科学版), 2015, 15(3): 248 - 253.)

[6] HOU Yandong, CHENG Qianshuai, HU Zhentao, et al. Research on space geometry method of fault detection and isolation for a kind of abnormal system. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(6): 1113 - 1122.  
(侯彦东, 程前帅, 胡振涛, 等. 一种异类系统中多种故障检测与隔离的空间几何方法研究. 自动化学报, 2015, 41(6): 1113 - 1122.)

- [7] ZHOU Donghua, LIU Yang, HE Xiao. Review on fault diagnosis techniques for closed-loop systems. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(11): 1933 – 1943.  
(周东华, 刘洋, 何潇. 闭环系统故障诊断技术综述. 自动化学报, 2013, 39(11): 1933 – 1943.)
- [8] GARCIA E A, FRANK P M. Deterministic nonlinear observer-based approaches to fault diagnosis: A survey. *Control Engineering Practice*, 1997, 5(5): 663 – 670.
- [9] SHEN Yanxia, YANG Xiongfei, ZHAO Zhipu. Sensor fault diagnosis for wind turbine system. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(3): 321 – 328.  
(沈艳霞, 杨雄飞, 赵芝璞. 风力发电系统传感器故障诊断. 控制理论与应用, 2017, 34(3): 321 – 328.)
- [10] DING S X. *Model-based Fault Diagnosis Techniques*. Berlin: Springer, 2008.
- [11] VENKATASUBRAMANIAN V, RENGASWAMY R, YIN K, et al. A review of process fault detection and diagnosis. *Computers & Chemical Engineering*, 2003, 27(3): 293 – 311.
- [12] JIANG B, CHOWDHURY F N. Parameter fault detection and estimation of a class of nonlinear systems using observers. *Journal of the Franklin Institute*, 2005, 342(7): 725 – 736.
- [13] MU Lingxia, YU Xiang, LI Ping, et al. State estimation and fault reconstruction from an adaptive descriptor sliding mode observer. *Control Theory & Applications*, 2017, 34(4): 483 – 490.  
(穆凌霞, 余翔, 李平, 等. 自适应广义滑模观测器之状态估计和故障重构. 控制理论与应用, 2017, 34(4): 483 – 490.)
- [14] STOUSTRUP J, NIEMANN H H. Fault estimation—a standard problem approach. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2002, 12(8): 649 – 673.
- [15] PEI Jiufang, WANG Hai, XU Dezhang. Tracking control of mobile robot based on iterative learning control. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(9): 222 – 225.  
(裴九芳, 王海, 许德章. 基于迭代学习控制的移动机器人轨迹跟踪控制. 计算机工程与应用, 2012, 48(9): 222 – 225.)
- [16] DAI Xisheng, ZHANG Jianxiang, YUAN Haiying, et al. Fault diagnosis for linear distributed parameter switched system based on closed-loop P-type iterative learning control. *Journal of Guangxi University of Science and Technology*, 2016, 27(4): 7 – 14.  
(戴喜生, 张建香, 袁海英, 等. 基于闭环P型学习控制的线性分布参数切换系统故障诊断. 广西科技大学学报, 2016, 27(4): 7 – 14.)
- [17] GAO Lin, LIU Ximei, GU Xingsheng. New fault detection and estimation algorithm based on iterative learning. *Control and Decision*, 2010, 25(8): 1173 – 1177.  
(高林, 刘喜梅, 顾幸生. 一种新的基于迭代学习的故障检测和估计算法. 控制与决策, 2010, 25(8): 1173 – 1177.)
- [18] WANG Zhanshan, ZHANG Huaguang. Design of adaptive observer for fault estimation. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2005, 26(1): 17 – 20.  
(王占山, 张化光. 故障估计的自适应观测器设计. 东北大学学报(自然科学版), 2005, 26(1): 17 – 20.)
- [19] QIU J, REN M, NIU Y, et al. Fault estimation for nonlinear dynamic systems. *Circuits Systems & Signal Processing*, 2012, 31(2): 555 – 564.
- [20] GONG Changzhong, LUO Jianbo. Robust feedback control by LMI for lipschitz nonlinear unknown systems. *Journal of Civil Aviation University of China*, 2011, 29(6): 61 – 64.  
(巩长忠, 罗剑波. 基于LMI的Lipschitz非线性不确定系统的鲁棒控制. 中国民航大学学报, 2011, 29(6): 61 – 64.)
- [21] SPONG M W. Modeling and control of elastic joint robots. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1987, 109(4): 310 – 319.

#### 作者简介:

**陈政权** 硕士研究生, 目前研究方向为非线性系统故障检测与估计, E-mail: zqchen@vip.henu.edu.cn;

**韩路** 硕士, 助教, 目前研究方向为对外英语教学与教学管理, E-mail: hanlu@vip.henu.edu.cn;

**侯彦东** 博士, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂系统故障诊断和安全预测, E-mail: hydong@henu.edu.cn.