

基于扩展滤波器的非线性系统迭代学习故障诊断算法

陶洪峰, 陈大朋, 杨慧中

(江南大学 教育部轻工过程先进控制重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对一类存在执行器和传感器故障的非线性系统, 提出基于滤波器的故障重构方法. 为了使算法同时适用于状态和输出端, 通过由系统方程构造新状态方程对系统作扩展变换, 将原系统输出端非线性和故障转换到扩展系统的状态方程, 在此基础上设计故障诊断滤波器, 采用迭代学习调节算法更新虚拟故障使之逼近实际故障. 该算法可以检测和估计系统故障, 并且对不同类型故障具有一定的适应性. 在单关节机器人模型上进行仿真实验, 实验结果验证了所提出算法的可行性和有效性.

关键词: 非线性系统; 系统扩展; 故障诊断滤波器; 虚拟故障; 迭代学习

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Iterative learning fault diagnosis algorithm for nonlinear systems based on extended filter

TAO Hong-feng, CHEN Da-peng, YANG Hui-zhong

(Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China. Correspondent: TAO Hong-feng, E-mail: taohongfeng@hotmail.com)

Abstract: A fault reconstruction approach based on the filter is proposed for nonlinear systems with actuator and sensor fault. To make the algorithm applicable to both state and output sides, a new state equation is constructed by the system equation to transform and extend the system, which can convert nonlinear terms and fault of original system output to the state equation of the extended system. Afterwards, a fault diagnosis filter based on the iterative learning algorithm is chosen to update virtual fault to make it approximate to actual fault, and the algorithm can detect and estimate the system faults of different types adaptively. Simulation results of a single-joint robot show the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: nonlinear system; system extension; fault diagnosis filter; virtual fault; iterative learning

0 引言

故障诊断技术作为系统安全运行的重要保障, 对于提高系统安全性和降低故障风险具有重要意义. 该技术一直是国内外专家学者的研究热点之一, 已受到越来越多的关注.

基于机器学习和观测器理论的故障诊断方法是故障分析的两个重要分枝^[1], 新产生的方法和研究成果主要包括基于神经网络的方法^[2-3]、基于自适应观测器的方法^[4-5]和基于滑模观测器的方法^[6-7]等. 基于神经网络的故障诊断方法存在较大的局限性, 要获得比较可靠的故障诊断结果, 必须有已知固定的故障诊断实例和可用于学习的一定数量的样本, 同时还需要

足够长的时间进行在线学习训练. 自适应观测器方法可用于线性和非线性系统的故障诊断, 然而当故障类型发生变化时, 其故障估计精度将受到影响, 甚至有可能产生局部最优问题. 基于滑模观测器的检测方法鲁棒性较好, 可以准确检测故障发生时间并实现故障隔离, 其弊端在于非连续的切换控制律会使系统产生高频颤动, 影响系统的精确性.

将迭代学习算法与观测器理论结合构造故障诊断滤波器是一种新兴的故障检测与估计方法. 该方法将迭代学习控制算法简单以及控制精度高的优点运用于系统故障重构. 文献[8-10]将滤波器引入系统的执行器故障诊断, 由于输出传感器故障和执行器故障

收稿日期: 2014-04-10; **修回日期:** 2014-09-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273070, 61203092); 江苏省高校自然科学基金项目(11KJB510007); 高等学校学科创新引智计划项目(B12018); 江苏高校优势学科建设工程项目.

作者简介: 陶洪峰(1979—), 男, 副教授, 博士, 从事故障检测与容错控制等研究; 陈大朋(1989—), 男, 硕士生, 从事迭代学习控制理论及应用的研究.

有明显的区别,用于执行器的故障诊断算法一般不能直接推广到系统输出传感器.

本文针对一类非线性系统,将系统扩展与故障诊断滤波器设计相结合,利用系统扩展变换将执行器故障诊断研究成果直接推广到输出传感器故障诊断.与基于神经网络和滑模策略等传统故障诊断方法相比,本文方法具有以下优点:1)适用性更好.该算法不仅在一定程度上适用于不同类型的故障,而且对于分别诊断执行器和传感器故障具有通用性.2)实时性更好.该算法不仅可以定性检测故障的发生,还可以在线进行故障重构和估计.3)扩展方程由系统方程直接构造,迭代算法简单高效,不需要引入大量附加参数变量,也不用求解繁琐的矩阵方程,使得算法的设计和实现都较为方便,同时还可以获得较高的故障诊断精度.

1 故障诊断算法设计

1.1 问题描述

考虑如下执行器和传感器同时存在非线性的时不变故障系统:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + g_1(x(t), t) + Bu(t) + B_f f(t), \\ y(t) = Cx(t) + g_2(x(t), t) + Du(t) + D_f f(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x(t) \in R^n$ 、 $y(t) \in R^m$ 、 $u(t) \in R^r$ 分别为系统的状态、输出和输入向量, $f(t)$ 为待估计的故障函数, A 、 B 、 C 、 D 、 B_f 、 D_f 为相应维数的已知常数矩阵, $g_1(x(t), t)$ 、 $g_2(x(t), t)$ 为非线性项.

假设 1 系统矩阵 (C, A) 可观.

假设 2 $g_1(x(t), t)$ 、 $g_2(x(t), t)$ 满足 Lipschitz 条件,即

$$\|g_1(x_1(t), t) - g_1(x_2(t), t)\| \leq \alpha_1 \|x_1(t) - x_2(t)\|, \quad (2)$$

$$\|g_2(x_1(t), t) - g_2(x_2(t), t)\| \leq \alpha_2 \|x_1(t) - x_2(t)\|, \quad (3)$$

其中 α_1 、 $\alpha_2 > 0$ 为 g_1 和 g_2 的 Lipschitz 常数.

1.2 系统扩展变换

对系统(1)进行扩展变换^[11],利用输出方程构造新状态方程 $\dot{z}(t) = A_s z(t) + B_s y(t)$.将其引入原系统,可得扩展系统方程

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{z}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ B_s C & A_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ z(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ B_s D \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} g_1(x(t), t) \\ B_s g_2(x(t), t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_f \\ B_s D_f \end{bmatrix} f(t). \quad (4)$$

其中: $z(t) \in R^m$ 为新引入的状态向量, $A_s \in R^{m \times m}$ 、 $B_s \in R^{m \times m}$ 为根据设计需要选定的新状态方程的系

数矩阵.扩展后系统的输出为

$$z(t) = [0 \quad I^{m \times m}] \begin{bmatrix} x(t) \\ z(t) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

对式(4)和(5)中的状态和各矩阵重新定义

$$\begin{aligned} \tilde{x}(t) &= [x(t) \quad z(t)]^T, \quad \tilde{y}(t) = z(t), \\ \tilde{A} &= \begin{bmatrix} A & 0 \\ B_s C & A_s \end{bmatrix}, \quad \tilde{B} = \begin{bmatrix} B \\ B_s D \end{bmatrix}, \\ \tilde{B}_f &= \begin{bmatrix} B_f \\ B_s D_f \end{bmatrix}, \quad \tilde{C} = [0 \quad I^{m \times m}], \\ g_3(\tilde{x}(t), t) &= \begin{bmatrix} g_1(x(t), t) \\ B_s g_2(x(t), t) \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

则式(4)和(5)可表示为

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}(t) = \\ \tilde{A}\tilde{x}(t) + g_3(\tilde{x}(t), t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{B}_f f(t), \\ \tilde{y}(t) = \tilde{C}\tilde{x}(t). \end{cases} \quad (6)$$

其中非线性项 $g_3(\tilde{x}(t), t)$ 具有如下性质:

$$\begin{aligned} g_3(\tilde{x}_1(t), t) - g_3(\tilde{x}_2(t), t) &= \\ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} (g_1(x_1(t), t) - g_1(x_2(t), t)) + \\ \begin{bmatrix} 0 \\ B_s \end{bmatrix} (g_2(x_1(t), t) - g_2(x_2(t), t)). \end{aligned} \quad (7)$$

两边取范数可得

$$\|g_3(\tilde{x}_1(t), t) - g_3(\tilde{x}_2(t), t)\| \leq (\alpha_1 + \alpha_2 \|B_s\|) \|x_1(t) - x_2(t)\|. \quad (8)$$

由于

$$\|x_1(t) - x_2(t)\| = \left\| \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) - x_2(t) \\ z_1(t) - z_2(t) \end{bmatrix} \right\| \leq \|\tilde{x}_1(t) - \tilde{x}_2(t)\|, \quad (9)$$

令 $\alpha_3 = \alpha_1 + \alpha_2 \|B_s\|$,将式(9)代入(8),可得

$$\|g_3(\tilde{x}_1(t), t) - g_3(\tilde{x}_2(t), t)\| \leq \alpha_3 \|\tilde{x}_1(t) - \tilde{x}_2(t)\|. \quad (10)$$

由此可知, $g_3(\tilde{x}(t), t)$ 也满足 Lipschitz 条件, α_3 为其 Lipschitz 常数.

式(6)表示一类仅存在执行器故障的非线性故障系统,对系统进行的扩展变换,将原系统的输出传感器故障转变成为新系统的一个执行器故障.因此,可以将已有的用于系统执行器故障诊断的方法直接应用于输出传感器故障的检测和估计.扩展系统(4)的参数矩阵根据如下定理给出的方法选取,可使其仍然具有可观性.

定理 1 若 (A, C) 可观, B_s 为满秩矩阵,则 (\tilde{A}, \tilde{C}) 仍然可观.

证明 令

$$\bar{C} = [\tilde{C} \ \tilde{C}\tilde{A} \ \tilde{C}\tilde{A}^2 \ \dots \ \tilde{C}\tilde{A}^{m+n-1}]^T = \begin{bmatrix} 0 & I_{m \times m} \\ B_s C & A_s \\ B_s C A + A_s B_s C & A_s^2 \\ \vdots & \vdots \\ B_s C A^{m+n-2} + \dots & A_s^{m+n-1} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

将式(11)右边第*i*行子矩阵块左乘(-*A_s*), 并加到第*i*+1行子矩阵块(*i* = 1, 2, ..., *m* + *n* - 1), 可得

$$\bar{C} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & I_{m \times m} \\ B_s C & 0 \\ B_s C A & 0 \\ \vdots & \vdots \\ B_s C A^{m+n-2} & 0 \end{bmatrix} = \bar{B} = \begin{bmatrix} 0 & I_{m \times m} \\ M & 0 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

由于初等变换不改变矩阵的秩, 有

$$\text{rank}(\bar{C}) = \text{rank}(\bar{B}) = \text{rank}(M) + m, \quad (13)$$

其中

$$M = \begin{bmatrix} B_s & & & \\ & B_s & & \\ & & \ddots & \\ & & & B_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{m+n-2} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

由于(*A*, *C*)可观, 且*B_s*满秩, 可得

$$\text{rank}(M) = n. \quad (15)$$

由式(13)和(15)可得

$$\text{rank}(\bar{C}) = n + m,$$

所以(\tilde{A} , \tilde{C})可观. □

1.3 扩展故障跟踪估计器设计

为了对系统(6)的故障进行诊断, 设计如下故障跟踪滤波器:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \tilde{A}\hat{x}(t) + g_3(\hat{x}(t), t) + \tilde{B}u(t) + \tilde{B}_f \hat{f}_k(t) + L(\tilde{y}(t) - \hat{y}_k(t)), \\ \hat{y}(t) = \tilde{C}\hat{x}(t). \end{cases} \quad (16)$$

系统残差定义为

$$r_k(t) = \tilde{y}(t) - \hat{y}_k(t), \quad (17)$$

故障估计算法

$$\begin{aligned} \hat{f}_{k+1}(t) = & \hat{f}_k(t) + \Gamma \dot{r}_k(t) + \Phi r_k(t) + \Psi \int r_k(t) dt, \end{aligned} \quad (18)$$

故障诊断滤波器启动条件为

$$\|\tilde{y}(t) - \hat{y}_k(t)\|_\infty > \gamma. \quad (19)$$

其中: $\hat{x}(t) \in R^{(n+m)}$ 、 $\hat{y}(t) \in R^m$ 为系统(7)的状态和

输出的估计值; 下标*k*为在优化时域*t* ∈ [*t_n* - *P*, *t_n*]内滤波器的迭代估计次数, *P*为所选优化时域的长度; 矩阵*L*为预先设计的增益矩阵, 使得矩阵(\tilde{A} - $L\tilde{C}$)特征根在左半平面; $\hat{f}(t)$ 为故障跟踪估计器的可调参数, 即虚拟故障; $\hat{f}_k(t)$ 和*r_k*(*t*)为优化时域内第*k*次调节后虚拟故障的大小和输出残差, 输出残差信号满足式(19)时才对系统进行诊断, 式(18)为虚拟故障调节算法, 这里采用迭代学习算法; Γ 、 Φ 和 Ψ 为迭代学习增益矩阵, 利用残差信息在优化时域内反复更新虚拟故障, 使之逼近系统实际发生的故障, 直至达到设定的精度要求, 从而达到故障检测和估计的目的.

注1 选取优化时域*P*是为了对系统进行分段诊断和滚动优化, 使系统残差在有限时间内无限趋于零, 避免因系统运行时间过长而导致故障诊断不及时. *P*值的选取与被控对象和控制要求有关. 对于实时性要求较高的控制过程, *P*值相对小一些, 对于其他情况下的*P*值选取要求比较宽松^[12].

注2 γ 是设定性能指标, 合理选取 γ 值可使故障诊断系统具有一定的鲁棒性, 并满足故障检测精度的要求.

2 收敛性分析

引理1 (Bellman-Gronwall 引理^[13]) 设函数*u*(*t*)和*v*(*t*)为区间[0, *T*]上的非负连续函数, 并且存在非负常数*M*和*q*, 使得

$$u(t) \leq M \left(q + \int_0^t v(s) ds \right) + M \int_0^t u(s) ds,$$

则有

$$u(t) \leq M q e^{Mt} + M \int_0^t e^{M(t-s)} v(s) ds.$$

引理2 设{*a_k*}满足^[12]

$$p a_k + q a_{k-1} = d_k, \quad k = 0, 1, \dots$$

其中: *d_k*为扰动序列, 且*d_k* ≤ *d₀*; 若*p* > -*q* ≥ 0, 则有

$$\limsup_{k \rightarrow \infty} a_k \leq \frac{d_0}{p+q}.$$

定义1 (λ 范数^[14]) 向量函数*h*: [0, *T*] → *Rⁿ*的 λ 范数为

$$\|h\|_\lambda = \sup_{t \in [0, T]} \{e^{-\lambda t} \|h(t)\|\}, \quad \lambda > 0,$$

其中 $\|\cdot\|$ 为*Rⁿ*上的一种范数.

不妨取故障诊断优化周期[0, *t_n*], 令*P*为优化时域长度, 则优化时域区间为[*t_n* - *P*, *t_n*].

系统的状态误差定义为

$$e_k(t) = \tilde{x}(t) - \hat{x}_k(t), \quad (20)$$

故障估计偏差定义为

$$\Delta f_k(t) = f(t) - \hat{f}_k(t). \quad (21)$$

由式(16)、(17)、(20)和(21)可得系统误差方程

$$\begin{cases} \dot{e}(t) = (\tilde{A} - L\tilde{C})e(t) + \tilde{B}_f\Delta f_k(t) + \\ \quad g_3(\tilde{x}(t), t) - g_3(\hat{x}(t), t), \\ r(t) = \tilde{C}e(t). \end{cases} \quad (22)$$

假设控制系统 (1) 的初始状态未知, 则故障诊断滤波器 (16) 的收敛条件由如下定理给出.

定理 2 对于扩展系统 (6), 设计如式 (16) 所示的故障诊断滤波器和式 (18) 所示的虚拟故障调节算法, 在有限优化时域 $[t_n - P, t_n]$ 内, 若满足条件:

- 1) $\|(I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\| < 1$;
- 2) 第 k 次迭代初态偏差

$$\|\tilde{x}(t_n - P) - \hat{x}(t_n - P)\| \leq e_0.$$

则当 $k \rightarrow \infty$ 时, 在 λ 范数意义下, 存在

$$\lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [t_n - P, t_n]}} \|\tilde{y}(t) - \hat{y}_k(t)\|_\lambda \leq L_c e_0 + \frac{L_c a_2 (1 - e^{(a_1 - \lambda)P})(b_1 + b_2 P)e_0}{(\lambda - a_1)(1 - M)}. \quad (23)$$

其中

$$\begin{aligned} a_1 &= \|(\tilde{A} - L\tilde{C})\| + \alpha_3, \quad a_2 = \|\tilde{B}_f\|, \\ b_1 &= \|\Gamma\tilde{C}(\tilde{A} - L\tilde{C}) + \Phi\tilde{C}\| + \alpha_3\|\Gamma\tilde{C}\|, \\ b_2 &= \|\Psi\tilde{C}\|, \quad L_c = \|\tilde{C}\|, \\ M &= \|(I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\| + b_1 a_2 \frac{1 - e^{-\lambda P}}{\lambda} + \\ &\quad b_2 a_2 \left(\frac{1 - e^{-\lambda P}}{\lambda}\right)^2. \end{aligned}$$

证明 由式 (22) 可得

$$\begin{aligned} e(t) &= \\ e(t_n - P) &+ \int_{t_n - P}^{t_n} [(\tilde{A} - L\tilde{C})e(\tau) + \\ &\tilde{B}_f\Delta f_k(\tau) + g_3(\tilde{x}(\tau), \tau) - g_3(\hat{x}(\tau), \tau)]d\tau. \end{aligned} \quad (24)$$

对式 (24) 两边取范数, 可得

$$\begin{aligned} \|e(t)\| &\leq \|e(t_n - P)\| + \\ &\int_{t_n - P}^{t_n} \|(\tilde{A} - L\tilde{C})\| \|e(\tau)\| d\tau + \\ &\int_{t_n - P}^{t_n} \|\tilde{B}_f\| \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau + \\ &\int_{t_n - P}^{t_n} \|g_3(\tilde{x}(\tau), \tau) - g_3(\hat{x}(\tau), \tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (25)$$

将式 (10) 代入 (25), 并由条件 2), 整理可得

$$\begin{aligned} \|e(t)\| &\leq e_0 + a_1 \int_{t_n - P}^{t_n} \|e(\tau)\| d\tau + \\ &a_2 \int_{t_n - P}^{t_n} \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (26)$$

由引理 1 和式 (26) 可得

$$\begin{aligned} \|e(t)\| &\leq \\ e_0 e^{a_1 t_n} &+ a_2 \int_{t_n - P}^{t_n} e^{a_1(t_n - \tau)} \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (27)$$

同理易得

$$\begin{aligned} &\int_{t_n - P}^{t_n} \|e(s)\| ds \leq \\ e_0 e^{a_1 t_n} P &+ \\ a_2 \int_{t_n - P}^{t_n} \int_{t_n - P}^s e^{a_1(t_n - \tau)} \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau ds. \end{aligned} \quad (28)$$

将式 (21)、(22) 代入 (28), 整理可得

$$\begin{aligned} \Delta f_{k+1}(t) &= \\ (I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\Delta f_k(t) &- \Gamma\tilde{C}[g_3(\tilde{x}(t), t) - g_3(\hat{x}(t), t)] - \\ [\Gamma\tilde{C}(\tilde{A} - L\tilde{C}) + \Phi\tilde{C}]e_k(t) &- \Psi\tilde{C} \int_{t_n - P}^{t_n} e_k(\tau) d\tau. \end{aligned} \quad (29)$$

对式 (29) 两边取范数, 并将式 (10) 代入, 可得

$$\begin{aligned} \|\Delta f_{k+1}(t)\| &\leq \\ \|(I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\| \|\Delta f_k(t)\| &+ \\ b_1 \|e_k(t)\| + b_2 \int_{t_n - P}^{t_n} \|e_k(\tau)\| d\tau. \end{aligned} \quad (30)$$

将式 (27) 和 (28) 代入 (30), 可得

$$\begin{aligned} \|\Delta f_{k+1}(t)\| &\leq \\ (b_1 + b_2 P)e_0 e^{a_1 t_n} &+ \|(I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\| \|\Delta f_k(t)\| + \\ b_1 a_2 \int_{t_n - P}^{t_n} e^{a_1(t_n - \tau)} \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau &+ \\ b_2 a_2 \int_{t_n - P}^{t_n} \int_{t_n - P}^s e^{a_1(t_n - \tau)} \|\Delta f_k(\tau)\| d\tau ds. \end{aligned} \quad (31)$$

对式 (31) 两端同取 λ 范数, 可得

$$\|\Delta f_{k+1}(t)\|_\lambda \leq M \|\Delta f_k(t)\|_\lambda + (b_1 + b_2 P)e_0. \quad (32)$$

由定理 2 的条件 $\|(I - \Gamma\tilde{C}\tilde{B}_f)\| < 1$ 可知, 只要 λ 取值足够大, 即可使 $M < 1$, 故当 $k \rightarrow \infty$ 时, 由引理 2 可得

$$\lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [t_n - P, t_n]}} \|f(t) - \hat{f}_k(t)\|_\lambda \leq \frac{(b_1 + b_2 P)e_0}{1 - M}. \quad (33)$$

对式 (27) 取 λ 范数, 并由 (33) 可得

$$\begin{aligned} \lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [t_n - P, t_n]}} \|\tilde{x}(t) - \hat{x}_k(t)\|_\lambda &\leq \\ e_0 + \frac{a_2(1 - e^{(a_1 - \lambda)P})(b_1 + b_2 P)e_0}{(\lambda - a_1)(1 - M)}. \end{aligned} \quad (34)$$

由扩展误差方程 (22) 可得

$$\begin{aligned} \lim_{\substack{k \rightarrow \infty \\ t \in [t_n - P, t_n]}} \|\tilde{y}(t) - \hat{y}_k(t)\|_\lambda &\leq \\ L_c e_0 + \frac{L_c a_2 (1 - e^{(a_1 - \lambda)P})(b_1 + b_2 P)e_0}{(\lambda - a_1)(1 - M)}. \quad \square \end{aligned}$$

故障重构特性分析: 定理 2 分析了一个优化周期内的故障诊断情况. 系统存在初始偏差, 由于系统 (13) 是稳定的, 故障跟踪估计器也是稳定的, 初始条件引起的响应是衰减的, 故随着优化周期的不断前进, 其初始偏差逐步减小, 初始偏差引起的误差最终趋于零, 即

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

3 仿真实验

考虑存在故障的单关节机器人系统,其系统的动态模型^[14]为

$$u(t) = J_m \ddot{q} + sg \sin(q(t)) + Bf(t). \quad (35)$$

其中: $u(t)$ 为作用点上的输入力矩, $q(t)$ 为机械臂旋转角度, $f(t)$ 为系统故障, g 为重力加速度, 系统参数

$$m = 10 \text{ kg}, l = 2.5 \text{ m},$$

$$J_m = 0.75 \text{ ml}^2, s = l \text{ m}, B = m.$$

定义状态变量 $x_1 = q, x_2 = \dot{q}$, 则系统可描述为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -5.33 \sin x_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.0213 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ -0.213f(t) \end{bmatrix}. \quad (36)$$

系统输出为

$$y = x_1 + f(t). \quad (37)$$

易知系统(36)和(37)满足定理1的条件,这里可选系统扩展参数 $A_s = -1, B_s = 1$, 取增益矩阵 $L = [1 \ 1 \ 2]^T$, 不妨取系统初态 $x_0 = [0.1 \ 0.3]^T$, 设计扩展故障诊断滤波器

$$\left\{ \begin{aligned} \dot{\hat{x}}(t) &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -3 \end{bmatrix} \hat{x}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ -5.33 \sin x_1 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.0213 \\ 0 \end{bmatrix} u(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ -0.213 \\ 1 \end{bmatrix} \hat{f}_k(t) + L\tilde{y}(t), \\ \hat{y}(t) &= [0 \ 0 \ 1]\hat{x}(t). \end{aligned} \right. \quad (38)$$

取控制输入 $u(t) = \sin t$, 优化时域 $P = 3 \text{ s}$, 误差要求 $\gamma = 0.05$, 根据定理2选取迭代增益 $\Gamma = 0.2$, 利用所设计的扩展故障诊断滤波器检测和估计系统故障. 假设故障分别为突变故障、渐变故障和周期性故障函数, 则故障函数表示如下:

$$f_1(t) = \begin{cases} 5, & 5 \text{ s} \leq t \leq 35 \text{ s}; \\ 0, & \text{other.} \end{cases} \quad (39)$$

$$f_2(t) = \begin{cases} 5\sin 0.08t, & 5 \text{ s} \leq t \leq 35 \text{ s}; \\ 0, & \text{other.} \end{cases} \quad (40)$$

$$f_3(t) = \begin{cases} \sin(0.8t) - \cos(1.6t), & 5 \text{ s} \leq t \leq 35 \text{ s}; \\ 0, & \text{other.} \end{cases} \quad (41)$$

对故障(39)~(41)诊断的仿真结果分别如图1~图3所示.

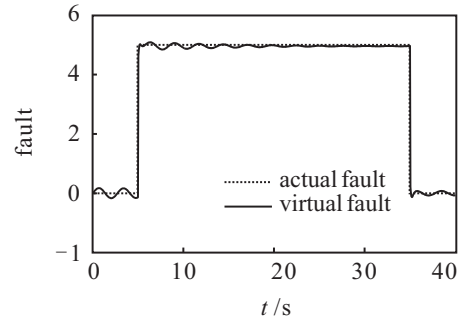


图1 突变故障诊断

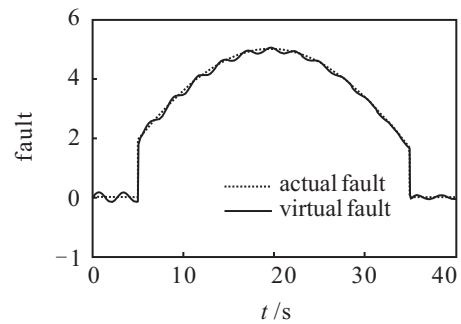


图2 渐变故障诊断

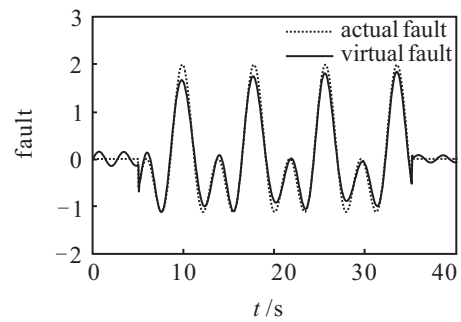


图3 周期函数故障诊断

由图1~图3可知, 本文所提出的算法可以检测故障的发生并对故障进行较准确的估计, 对不同类型的故障有一定的适应性. 同时, 由于初值偏差的影响, 故障重构起始误差较大, 随时间推移逐渐减小, 但系统运行时间为有限值, 故障重构误差可以控制在一定范围内.

4 结论

本文提出了一种非线性系统故障诊断算法. 首先, 对系统进行扩展变换, 将传感器故障转化为执行器故障, 使得算法对状态故障和输出故障具有通用性; 然后, 针对扩展系统设计故障诊断滤波器, 利用迭

代算法调节滤波器中的虚拟故障,从而达到故障估计的目的. 算法中对系统故障的转化对多故障诊断具有重要意义,而对故障的准确估计是系统容错控制设计的重要基础. 复合故障诊断和容错控制是下一步需要研究的内容.

参考文献(References)

- [1] 李娟,周东华,司小胜,等. 微小故障诊断方法综述[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(12): 1517-1529.
(Li J, Zhou D H, Si X S, et al. Review of incipient fault diagnosis methods[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(12): 1517-1529.)
- [2] Yuan L F, He Y G, Huang J Y, et al. A new neural-network-based fault diagnosis approach for analog circuits by using kurtosis and entropy as a preprocessor[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(3): 586-595.
- [3] Chen X Y, Zhou J Z, Xiao H, et al. Fault diagnosis based on comprehensive geometric characteristic and probability neural network[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 230(1): 542-554.
- [4] Li X J, Yang G H. Fault diagnosis for non-linear single output systems based on adaptive high-gain observer[J]. IET Control Theory & Applications, 2013, 7(16): 1969-1977.
- [5] Shen Q, Jiang B, Shi P. Adaptive fault diagnosis for T-S fuzzy systems with sensor faults and system performance analysis[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2014, 22(2): 274-285.
- [6] Ma H J, Yang G H. Detection and adaptive accommodation for actuator faults of a class of nonlinear systems[J]. IET Control Theory & Applications, 2012, 6(14): 2292-2307.
- [7] Zhang J, Swain A K, Nguang S K. Detection and isolation of incipient sensor faults for a class of uncertain non-linear systems[J]. IET Control Theory & Applications, 2012, 6(12): 1870-1880.
- [8] 曹伟,丛望,李金,等. 基于迭代学习的离散线性时变系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2013, 28(1): 137-141.
(Cao W, Cong W, Li J, et al. Fault diagnosis of discrete linear time-varying system based on iterative learning[J]. Control and Decision, 2013, 28(1): 137-141.)
- [9] 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[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1173-1177.
(Gao L, Liu X M, Gu X S. New fault detection and estimation algorithm based on iterative learning[J]. Control and Decision, 2010, 25(8): 1173-1177.)
- [10] 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.
(Yan B Y, Tian Z H, Shi S J, et al. Fault diagnosis for nonlinear time delay systems based on fault tracking approximator[J]. Control and Decision, 2009, 24(1): 133-136.)
- [11] Tan C P, Edwards C. Sliding mode observers for reconstruction of simultaneous actuator and sensor faults[C]. Proc of the 42nd IEEE Conf on Decision and Control. New York: IEEE Press, 2003: 1455-1460.
- [12] 颜秉勇. 非线性系统故障诊断若干方法及应用研究[D]. 上海: 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 2010.
(Yan B Y. Research on several methods of fault diagnosis for nonlinear systems and their applications[D]. Shanghai: School of Electronic Information and Electric Engineering, Shanghai Jiaotong University, 2010.)
- [13] 于少娟,齐向东,吴聚华. 迭代学习控制理论及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 13-21.
(Yu S J, Qi X D, Wu J H. Iterative learning control theory and applications[M]. Beijing: China Machine Press, 2005: 13-21.)
- [14] 谢胜利,田森平,谢振东. 迭代学习控制的理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 208-22.1
(Xie S L, Tian S P, Xie Z D. The theory of iterative learning control and its application[M]. Beijing: Science Press, 2005: 208-221.)

(责任编辑: 闫 妍)