

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108914

基于优化自适应阈值的非线性机电系统传感器故障检测和主动容错控制*

郝明,李旺林,蓝盾

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘要:针对具有参数不确定性和传感器故障的非线性机电系统,提出一种基于优化自适应阈值和故障重构策略的主动容错控制方法。首先,利用线性分式变换理论对存在参数不确定性的非线性机电系统进行建模,并提出基于粒子群优化算法的优化自适应阈值以提高参数不确定条件下的故障检测性能。其次,通过解析冗余关系推导出系统的动力学方程,并提出一种基于递归终端滑模的跟踪控制策略,以实现系统健康状态下的负载位置跟踪。当系统发生故障时,构建自适应滑模观测器进行传感器故障重构,根据重构结果设计自适应主动容错控制律,并利用故障检测结果进行控制律的实时切换。实验结果表明,所提出的故障检测和主动容错控制方法能在0.06 s内准确的实现传感器故障检测和容错控制,验证了该方法的可行性。

关键词:非线性机电系统;优化自适应阈值;自适应递归终端滑模;传感器故障重构;主动容错控制

中图分类号: TH165+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8060

Sensor fault detection and active fault-tolerant control for the nonlinear mechatronic system based on optimized adaptive threshold

Yu Ming, Li Wanglin, Lan Dun

(School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In this article, an active fault-tolerant control method based on the optimized adaptive threshold and fault reconstruction strategy is proposed for the nonlinear mechatronic system with uncertain parameters and sensor fault. Firstly, the linear fractional transformation form is used to model the nonlinear mechatronic system with parameter uncertainty. The optimized adaptive threshold based on the particle swarm optimization is established to improve the fault detection performance in the presence of parameter uncertainty. Secondly, the dynamic equations of the system are derived by the analytical redundancy relations, and the tracking control strategy of the healthy system based on the recursive terminal sliding mode is proposed to realize the tracking of load position. An adaptive sliding mode observer is formulated to reconstruct the sensor fault when the fault occurs in the system, based on which the adaptive active fault-tolerant control law is established. The switching of control law can be implemented online by using the fault detection result. Experimental results show that the proposed fault detection and active fault-tolerant control method can accurately achieve fault detection and fault-tolerant control of sensor within 0.06 s, which evaluates the feasibility of the method.

Keywords: nonlinear mechatronic system; optimized adaptive threshold; adaptive recursive terminal sliding mode; reconstruction of sensor fault; active fault-tolerant control

0 引言

随着工业自动化的快速发展,非线性机电系统作为工业自动化中的重要单元被广泛应用于航空航天、数控

机床、机器人等先进技术领域^[1-3]。而传感器作为非线性机电系统控制器设计中的重要组成部分,经常工作在高转速、强震动、高温等环境中,这些因素对传感器的正常运行带来了不利的影响^[4]。一旦传感器发生故障,将导致系统输出信号无法得到采集与反馈,不但会影响控制系统性能,而且可能引起灾难性后果^[5]。因此,进行非线性

性机电系统传感器故障诊断和容错控制方法的研究具有重要意义。

一般来说,故障诊断方法可以分为两种类型:基于数据驱动的方法和基于模型的方法。基于数据驱动的方法不需要建立系统精确的数学模型,只需要当前采集的在线数据和系统存储的历史数据。这类方法要求数据具有完备性和代表性,存在特定的故障数据难以获取的缺点。文献[6]提出基于数据驱动的分段供电直线电机故障诊断方法,采用故障仿真技术获取大量故障数据,并采用主成分分析和BP神经网络进行电机典型故障诊断。基于模型的方法需要建立系统的精确数学模型,该方法针对易于建模的系统具有诊断精度高等优势^[7]。在诸多建模方法中,键合图(bond graph, BG)作为一种图形化动力学建模方法,擅长处理电气、机械和液压等多能域共存的复杂系统建模问题^[8]。同时,BG的独特因果特性使故障诊断算法设计简单而直观。因此,该方法在基于模型的故障诊断研究中得到广泛关注。文献[9]提出一种基于BG模型的鲁棒故障检测方法,该方法考虑了系统参数的不确定性,利用线性分式变换(linear fraction transformation, LFT)理论构建了基于线性分式变换诊断键合图(diagnostic bond graph in linear fraction transformation, DBG-LFT)的自适应阈值,从而解决参数不确定条件下的鲁棒故障检测问题。然而,DBG-LFT自适应阈值中参数的不确定性取值过于保守,导致阈值边界取值过高,这对故障检测性能带来不利的影响。

目前,在针对非线性机电系统传感器故障的容错控制问题研究中,主动容错控制相比于被动容错控制,具有更优的控制性能和更灵活的设计方法^[10]。因此,主动容错控制更具应用价值。主动容错控制一般包含故障检测环节,并根据在线故障检测结果对控制律进行重构,使闭环系统在故障发生后仍维持满意的控制性能^[11]。文献[12]通过建立多核最小支持向量机预测模型,将预测模型的输出代替传感器的检测值以实现主动容错控制,但该方法需要大量的历史运行数据。文献[13]针对永磁同步电机驱动系统,利用滑模观测器(sliding-mode observer, SMO)检测系统的传感器故障,并提出一种基于反电动势的位置传感器容错控制方法,但该方法需要实时测量定子电流、电压以进行转子位置的估计。文献[14]将SMO应用于传感器故障重构中,并将重构信号代替传感器信号以实现传感器故障下电力系统的容错控制。然而,以上工作大部分没有考虑参数不确定情况下的故障检测问题。

本文针对存在参数不确定性和传感器故障的非线性机电系统,提出基于优化自适应阈值和故障重构策略的主动容错控制方法。首先,根据非线性机电系统的工作原理建立诊断键合图(diagnostic bond graph, DBG)模型,

并推导出系统的解析冗余关系(analytical redundancy relations, ARRs)。其次,考虑模型参数的不确定性,基于LFT理论建立不确定性诊断键合图(uncertain diagnostic bond graph, UDBG)模型,并推导出包含标称部分和不确定部分的ARRs。接着,基于粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)设计优化自适应阈值以提高参数不确定条件下的故障检测性能。然后,建立健康状态下系统的自适应递归终端滑模控制律(adaptive recursive terminal sliding-mode control, ARTSMC)以实现负载位置跟踪,根据传感器故障重构结果设计故障情况下的自适应主动容错控制律(adaptive active fault tolerant control, AAFTC),并利用故障检测结果实时切换控制律以实现传感器故障下的主动容错控制。最后,通过非线性机电系统实验平台验证所提方法的可行性。

1 非线性机电系统传感器故障检测

1.1 非线性机电系统的DBG模型

非线性机电系统(如图1所示)由直流电机、电机驱动器、减速器和负载组成。直流电源为电机驱动器和直流电机供电,由PC发出的控制信号经数据采集卡传输至电机驱动器,控制直流电机转动。直流电机输出转矩经过减速器传递给负载,带动负载转动。系统安装两个增量式编码器,分别测量电机和负载的位置。

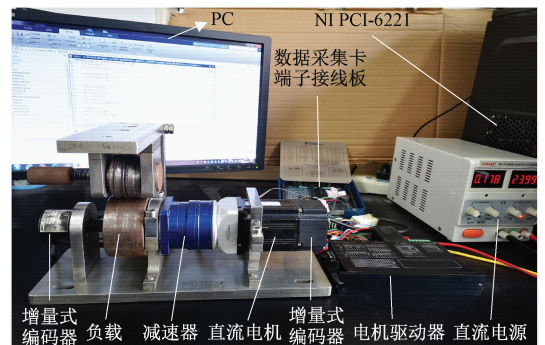


图1 非线性机电系统

Fig. 1 The nonlinear mechatronic system

采用BG对非线性机电系统进行建模。在BG模型中,物理系统及其子系统都可以通过基本的键合图元件进行描述。这些元件包括有源元件如势源(Se)和流源(Sf),耗散元件如阻性元件(R),储能元件如容性元件(C)和惯性元件(I),变换器(TF)和回转器(GY),以及0-型结点,1-型结点等。BG元件通过功率键进行能量的传递与交换,每个功率键上包含一对功率变量,即势变量(e)和流变量(f)。图2是非线性机电系统的DBG模型,该模型将BG模型中的储能元件置于微分因果关

系,同时将传感器的因果关系进行反置。DBG 模型由驱动器部分、直流电机电气部分、直流电机机械部分、减速器部分和负载部分组成。

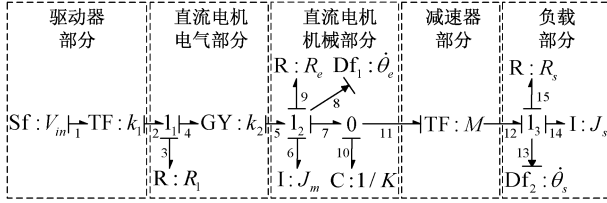


图2 非线性机电系统的DBG模型

Fig. 2 DBG model of the nonlinear mechatronic system

1) 驱动器部分建模: V_{in} 是输入的电压信号,电压信号通过变换器 TF: k_1 转换成电流信号输入到电机电气部分,其中, k_1 是电压电流转换比。

2) 直流电机电气部分建模: 由于电机的电枢电感很小,可以忽略不计,因此只考虑电机的电枢电阻 R_1 ,建模中用阻性元件 $R:R_1$ 表示。电枢回路中的电枢电流通过回转器 GY: k_2 转换成转矩信号输入到电机机械部分,其中, k_2 是电机转矩常数。

3) 直流电机机械部分建模: 电机的转动惯量 J_m 用惯性元件 $I:J_m$ 表示。电机传动轴刚度 K 用容性元件 $C:1/K$ 描述。安装在电机尾部的增量式编码器用流传感器 $Df_1: \dot{\theta}_e$ 建模,其中, θ_e 是电机位置。根据 Stribeck 摩擦模型原理,电机机械部分的摩擦模型由 $R:R_e$ 描述,其中, R_e 表示为:

$$R_e = f_m \dot{\theta}_e + f_{ec} \text{sign}(\dot{\theta}_e) + (f_c - f_{ec}) e^{-\alpha_1 |\dot{\theta}_e|} \text{sign}(\dot{\theta}_e) \quad (1)$$

式中: f_m 是电机粘性摩擦系数, f_c 是电机静摩擦力矩, f_{ec} 是电机库伦摩擦力矩, α_1 是 Stribeck 常数。

4) 减速器部分建模: 减速器用变换器 TF: M 表示,其中, M 是减速比。

5) 负载部分建模: 负载部分的转动惯量 J_s 用惯性元件 $I:J_s$ 表示。安装在负载上的增量式编码器用流传感器 $Df_2: \dot{\theta}_s$ 描述,其中, θ_s 是负载位置。与电机机械部分摩擦模型类似,负载部分机械摩擦模型由 R_s 描述:

$$R_s = f_s \dot{\theta}_s + f_{sc} \text{sign}(\dot{\theta}_s) + (f_{cs} - f_{sc}) e^{-\alpha_2 |\dot{\theta}_s|} \text{sign}(\dot{\theta}_s) \quad (2)$$

式中: f_s 是负载粘性摩擦系数, f_{cs} 是负载静摩擦力矩, f_{sc} 是负载库伦摩擦力矩, α_2 是 Stribeck 常数。

根据流传感器的连接结点 1_2 和 1_3 可以建立两个 ARR_s。 1_2 和 1_3 的本构关系为:

$$\begin{cases} 1_2 \text{ 结点本构关系: } e_8 = e_5 - e_6 - e_7 - e_9 = 0 \\ 1_3 \text{ 结点本构关系: } e_{13} = e_{12} - e_{14} - e_{15} = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中:

$$\begin{cases} e_5 = k_2 f_4 = k_2 f_2 = k_1 k_2 f_1 = k_1 k_2 V_{in} \\ e_6 = J_m \dot{f}_6 = J_m \dot{f}_8 = J_m \ddot{\theta}_e \\ e_7 = e_{10} = K(\theta_e - M\theta_s) \\ e_9 = f_m \dot{\theta}_e + f_{ec} \text{sign}(\dot{\theta}_e) + (f_c - f_{ec}) e^{-\alpha_1 |\dot{\theta}_e|} \text{sign}(\dot{\theta}_e) \\ e_{12} = M e_{11} = M e_{10} = MK(\theta_e - M\theta_s) \\ e_{14} = J_s \dot{f}_{14} = J_s \dot{f}_{13} = J_s \ddot{\theta}_s \\ e_{15} = f_s \dot{\theta}_s + f_{sc} \text{sign}(\dot{\theta}_s) + (f_{cs} - f_{sc}) e^{-\alpha_2 |\dot{\theta}_s|} \text{sign}(\dot{\theta}_s) \end{cases}$$

由式(3)可推导出如下形式的 ARR_s:

$$\begin{cases} \text{ARR}_{1n}: V_{in} k_1 k_2 - J_m \ddot{\theta}_e - f_m \dot{\theta}_e - K(\theta_e - M\theta_s) - f_{str1}(\dot{\theta}_e) = 0 \\ \text{ARR}_{2n}: MK(\theta_e - M\theta_s) - J_s \ddot{\theta}_s - f_s \dot{\theta}_s - f_{str2}(\dot{\theta}_s) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $f_{str1}(\dot{\theta}_e) = f_{ec} \text{sign}(\dot{\theta}_e) + (f_c - f_{ec}) e^{-\alpha_1 |\dot{\theta}_e|} \text{sign}(\dot{\theta}_e)$, $f_{str2}(\dot{\theta}_s) = f_{sc} \text{sign}(\dot{\theta}_s) + (f_{cs} - f_{sc}) e^{-\alpha_2 |\dot{\theta}_s|} \text{sign}(\dot{\theta}_s)$ 。

1.2 基于 PSO 的优化自适应阈值

系统 ARR_s 的数值评估称为残差,当系统无故障时,残差在阈值以内,当系统发生故障,至少有一个残差会超出阈值。通常选取无故障条件下系统的最大残差值作为阈值,但恒定阈值在系统存在参数不确定情况下,有可能出现误诊、漏报等问题。为了解决这个问题,文献[9]提出 DBG-LFT 自适应阈值,可实现参数不确定系统的鲁棒故障检测。然而,该方法中参数的不确定性取值过于保守,导致阈值边界取值过高,这会对检测性能带来负面影响。因此,本文对 DBG-LFT 自适应阈值进行改进,提出一种基于 PSO 的优化自适应阈值,提升参数不确定情况下故障检测性能。

以阻抗因果关系下的 R 元件为例,根据 LFT 理论,对存在参数不确定性的 R 元件进行建模,如图 3 所示。在图 3 中, R_n 是 R 元件的标称值, Δ_{R_n} 是 R 元件的乘性不确定性值, De^* 是虚拟势传感器, MSe 是可调势源, $S_{R_n} = -\Delta_{R_n} d_{R_n}$ 。

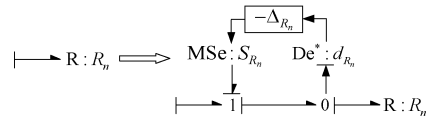


图3 参数不确定 R 元件的 LFT 模型

Fig. 3 LFT model of uncertain R-element

这里考虑非线性机电系统中不确定性参数集为 $\Lambda = \{J_m, f_m, f_{ec}, f_c, J_s, f_s, f_{sc}, f_{cs}, K\}$, 参数乘性不确定性值集为 $\Delta = \{\Delta_{J_m}, \Delta_{f_m}, \Delta_{f_{ec}}, \Delta_{f_c}, \Delta_{J_s}, \Delta_{f_s}, \Delta_{f_{sc}}, \Delta_{f_{cs}}, \Delta_K\}$, 根据图 3 可建立非线性机电系统的 UDBG 模型,如图 4 所示。根据图 4 可推导出如式(5)形式的 ARR_s,每个 ARR 都包

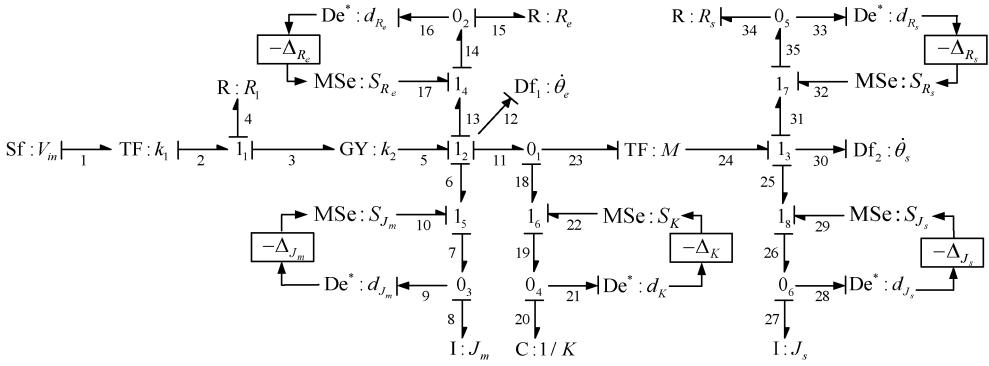


图 4 非线性机电系统的 UDBG 模型

Fig. 4 UDBG model of the nonlinear mechatronic system

含两个部分,如式(6)所示,其中, r_1, r_2 表示系统运行时的残差,不确定部分 h_1, h_2 表示自适应阈值。

$$\begin{cases} \text{ARR}_1: r_1 - w_{J_m} - w_{f_m} - w_{f_{ec}} - w_K - w_{f_{str1}} = 0 \\ \text{ARR}_2: r_2 + Mw_K - w_{J_s} - w_{f_s} - w_{f_{sc}} - w_{f_{str2}} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} r_1 = V_{in}k_1k_2 - J_m\ddot{\theta}_e - f_m\dot{\theta}_e - K(\theta_e - M\theta_s) - f_{str1}(\dot{\theta}_e) \\ h_1 = |w_{J_m}| + |w_{f_m}| + |w_{f_{ec}}| + |w_K| + |w_{f_{str1}}| \\ r_2 = MK(\theta_e - M\theta_s) - J_s\ddot{\theta}_s - f_s\dot{\theta}_s - f_{str2}(\dot{\theta}_s) \\ h_2 = M|w_K| + |w_{J_s}| + |w_{f_s}| + |w_{f_{sc}}| + |w_{f_{str2}}| \end{cases} \quad (6)$$

式中: $w_{J_m} = J_m\Delta_{J_m}\ddot{\theta}_e, w_{f_m} = f_m\Delta_{f_m}\dot{\theta}_e, w_{J_s} = J_s\Delta_{J_s}\ddot{\theta}_s, w_{f_s} = f_s\Delta_{f_s}\dot{\theta}_s, w_{f_{ec}} = f_{ec}\Delta_{f_{ec}}\text{sign}(\dot{\theta}_e), w_{f_{sc}} = f_{sc}\Delta_{f_{sc}}\text{sign}(\dot{\theta}_s), w_K = K\Delta_K(\theta_e - M\theta_s), w_{f_{str1}} = (f_c\Delta_{f_c} - f_{ec}\Delta_{f_{ec}})e^{-\alpha_1|\dot{\theta}_e|}\text{sign}(\dot{\theta}_e), w_{f_{str2}} = -(f_{cs}\Delta_{f_{cs}} - f_{sc}\Delta_{f_{sc}})e^{-\alpha_2|\dot{\theta}_s|}\text{sign}(\dot{\theta}_s)。$

定义 Y 为系统健康状态下的残差与阈值之间的差值,表示如下:

$$Y_i = h_i - |r_{in}|, i = 1, 2 \quad (7)$$

式中: r_{in} 表示系统健康状态下的残差。

定义 r_{fi} 为故障引起 r_{in} 产生的偏差,则故障情况下系统的残差 r_i^* 可以表示为:

$$r_i^* = r_{in} + r_{fi}, i = 1, 2 \quad (8)$$

当 $h_i - |r_i^*| < 0$ 时说明系统发生故障,由式(7)、(8)可得 $|r_{fi}| > Y_i$ 。如果阈值 h_i 取值过高(即 Y_i 过大),对于幅值较小的故障(即 $|r_{fi}|$ 较小),会导致 $|r_{fi}| \leq Y_i$,即出现漏检。由以上分析可知,当 Y_i 越小,可检测到的 r_{fi} 越小。因此,本文所提出的基于 PSO 的优化自适应阈值的方法将计算出新的参数乘性不确定性值集,从而给出最优的自适应阈值使得 Y_i 最小。根据式(7)可建立多目标约束函数,如式(9)所示。

$$\begin{cases} F_1 = \min \sum_{t=0}^{t=N_m} [h_1(t) - |r_{1n}(t)|]^2, h_1(t) > |r_{1n}(t)| \\ F_2 = \min \sum_{t=0}^{t=N_m} [h_2(t) - |r_{2n}(t)|]^2, h_2(t) > |r_{2n}(t)| \end{cases} \quad (9)$$

式中: N_m 为采样点数量。

通过 PSO 可以计算出最优参数乘性不确定性值集为 $\tilde{\Delta} = \{\tilde{\Delta}_{J_m}, \tilde{\Delta}_{f_m}, \tilde{\Delta}_{f_{ec}}, \tilde{\Delta}_{f_c}, \tilde{\Delta}_{J_s}, \tilde{\Delta}_{f_s}, \tilde{\Delta}_{f_{sc}}, \tilde{\Delta}_{f_{cs}}, \tilde{\Delta}_K\}$,从而确定优化自适应阈值 \tilde{h}_1, \tilde{h}_2 。在故障检测过程中,定义一个二进制相干向量 $CV = [c_1 \ c_2]$ 表示残差的一致性。 CV 为零向量表示系统没有传感器故障,反之系统发生故障。 CV 中元素的取值由以下规则确定:

$$c_i = \begin{cases} 1, & |r_i| > \tilde{h}_i \\ 0, & |r_i| \leq \tilde{h}_i \end{cases}, i = 1, 2 \quad (10)$$

2 负载位置跟踪

2.1 非线性机电系统的动力学模型

考虑参数集 Λ 的不确定性,由式(5)推导出非线性机电系统的动力学模型为:

$$\ddot{\theta}_s = gV_{in} + f(\theta_s, \dot{\theta}_s) + d(\theta_s, \dot{\theta}_s) \quad (11)$$

式中:

$$g = Mk_1k_2 / (M^2J_m + J_s)$$

$$f(\theta_s, \dot{\theta}_s) = -[Mf_{str1}(M\dot{\theta}_s) + f_{str2}(\dot{\theta}_s)] / (M^2J_m + J_s) - (M^2f_m + f_s)\dot{\theta}_s / (M^2J_m + J_s)$$

$d(\theta_s, \dot{\theta}_s)$ 为未知干扰(包含系统参数不确定性引起的 ϑ_d),且满足 $|d(\theta_s, \dot{\theta}_s)| \leq D$ 。

2.2 系统健康状态下自适应递归终端滑模控制律

定义负载位置的跟踪误差 $e = \theta_{sd} - \theta_s$, 其中, θ_{sd} 是负载位置参考信号。

设计自适应递归终端滑模面 s 为:

$$s = \sigma + \lambda \sigma_I \quad (12)$$

式中: $\sigma = \dot{e} + ke + v |e|^{o_1} \text{sign}(e)$, $\dot{\sigma}_I = |\sigma|^{o_2} \text{sign}(\sigma)$, $k > 0, v > 0, o_1 > 1, \lambda > 0, 0 < o_2 < 1$. σ_I 的初始值 $\sigma_I(0) = -\lambda^{-1} \sigma(0)$.

设计如下形式的趋近律:

$$\dot{s} = -\mu_1 s - \mu_2 |s|^{o_3} \text{sign}(s) - \rho \text{sign}(s) \quad (13)$$

式中: $\mu_1 > 0, \mu_2 > 0, 0 < o_3 < 1, \rho > 0$.

将式(12)两边对时间求导,并结合式(13)可设计健康状态下系统的 ARTSMC 为 u_{nor} :

$$u_{nor} = (1/g) [\ddot{\theta}_{sd} + k\dot{e} + v o_1 |e|^{o_1-1} \dot{e} + \lambda \dot{\sigma}_I - f(\theta_s, \dot{\theta}_s) - \mu_1 s - \mu_2 |s|^{o_3} \text{sign}(s) - \hat{\rho} \text{sign}(s)] \quad (14)$$

式中: $\hat{\rho}$ 为切换增益 ρ 的估计值,采用自适应律:

$$\hat{\rho} = \begin{cases} \eta |s| \text{sign}(|s| - s), & \hat{\rho} > \varepsilon \\ \varepsilon, & \hat{\rho} \leq \varepsilon \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\eta > 0, s > 0, \varepsilon > 0, \varepsilon$ 的值很小,保证 $\hat{\rho} > 0$ 恒成立,为了讨论和证明,假设 $\hat{\rho} > \varepsilon$ 恒成立。根据文献[15]可知, $\exists \rho^* > D$,使得 $\hat{\rho} \leq \rho^*$ 。

稳定性分析:定义如下李亚普诺夫函数:

$$V = s^2/2 + \tilde{\rho}^2/(2\kappa) \quad (16)$$

式中: $\kappa > 0, \tilde{\rho} = \rho^* - \hat{\rho} \geq 0$ 。

将式(16)对时间求导,并结合式(12)、(14),得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & s\dot{s} + (\tilde{\rho}\dot{\rho})/\kappa = -\mu_1 s^2 - \mu_2 |s|^{o_3+1} - \hat{\rho} |s| - \\ & d(\theta_s, \dot{\theta}_s)s - [\tilde{\rho}\eta |s| \text{sign}(|s| - s)]/\kappa \leq \\ & -(\rho^* - D)|s| - \ell\tilde{\rho} - \{[\eta |s| \text{sign}(|s| - s)]/\kappa - \\ & \kappa - |s| - \ell\}\tilde{\rho} = -\ell_1 |s| - \ell_2 \tilde{\rho} \leq -\Psi\sqrt{V} - \ell_2 \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $\ell > 0, \ell_2 = \{[\eta |s| \text{sign}(|s| - s)]/\kappa - |s| - \ell\}\tilde{\rho}$, $\ell_1 = \rho^* - D, \Psi = \min\{\ell_1\sqrt{2}, \ell\sqrt{2\kappa}\}$ 。

情况1:当 $|s| > s$ 时,选择 $\kappa < \eta/(1 + \ell/s)$,则 $\ell_2 > 0$,此时 $\dot{V} \leq -\Psi\sqrt{V}$ 。根据李亚普诺夫稳定性判据,对于任意 $|s(0)| > s$ 的初始状态,滑模变量 s 都将会在有限时间内收敛到 $|s| \leq s$ 区域。

情况2:当 $|s| \leq s$ 时,此时 $\ell_2 < 0$,无法判断 \dot{V} 的正负。若 $\dot{V} < 0$,则滑模变量 s 收敛到 $|s| \leq s$ 区域,若 $\dot{V} > 0$, $|s|$ 将增大至 $|s| > s$,此时系统状态变成情况1,滑模变量 s 收敛到 $|s| \leq s$ 区域。

3 主动容错控制方法

3.1 基于自适应滑模观测器的传感器故障重构

选择 $\{\theta_e, \dot{\theta}_e, \theta_s, \dot{\theta}_s\}$ 作为状态变量,由式(4)可建立非线性机电系统状态空间模型为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{M}_d\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}, t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T = [\theta_e \ \dot{\theta}_e \ \theta_s \ \dot{\theta}_s]^T$ 为系统的状态向量, $\mathbf{y} = [\theta_e \ \theta_s]^T$ 为系统的输出向量, $\mathbf{u} = V_{in}$ 为系统的输入向量, $\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}, t) = [-f_{str1}(\dot{M}\dot{\theta}_s)/J_m \ -f_{str2}(\dot{\theta}_s)/J_s]^T$ 为系统的非线性部分,

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -K/J_m & -f_m/J_m & MK/J_m & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ MK/J_s & 0 & -M^2K/J_s & -f_s/J_s \end{bmatrix}, \mathbf{M}_d = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ k_1 k_2 / J_m \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}^T。$$

假设1: $\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}, t)$ 关于状态 \mathbf{x} 满足 Lipschitz 条件:

$$\|\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}_1, t) - \boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}_2, t)\| \leq \beta \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\| \quad (19)$$

式中: β 为 Lipschitz 常数。

本文主要考虑负载位置传感器的故障,根据式(18)可建立传感器故障下系统的状态空间模型为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{M}_d\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}, t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{f}(t) \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{f}(t) = [0 \ f_0]^T$ 为传感器故障向量, f_0 为负载位置传感器的加性故障,且满足 $\|\mathbf{f}(t)\| \leq \delta, \delta > 0$ 。

这里,引入新的状态 $\mathbf{z}(t) \in \mathbf{R}^2$, 满足:

$$\mathbf{z}(t) = \int_0^t \mathbf{y}(\tau) d\tau = \int_0^t [\mathbf{C}\mathbf{x}(\tau) + \mathbf{f}(\tau)] d\tau \quad (21)$$

构建如下增广状态空间模型,将传感器故障重构问题转化为虚构的执行器故障重构问题,表示如下:

$$\begin{cases} \dot{\bar{\mathbf{x}}}(t) = \bar{\mathbf{A}}\bar{\mathbf{x}}(t) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{u}(t) + \bar{\mathbf{M}}_d\boldsymbol{\psi}(\mathbf{x}, t) + \mathbf{M}_f \mathbf{f} \\ \bar{\mathbf{y}}(t) = \bar{\mathbf{C}}\bar{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (22)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{z} \\ \mathbf{x} \end{bmatrix}_{6 \times 1}$ 为增广状态向量,状态 \mathbf{z} 是系统式(22)

的虚拟输出, $\bar{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{C} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} \end{bmatrix}_{6 \times 6}$, $\bar{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{B} \end{bmatrix}_{6 \times 1}$, $\bar{\mathbf{C}} =$

$$[\mathbf{I}_2 \ \mathbf{0}]_{2 \times 6}, \bar{\mathbf{M}}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{M}_d \end{bmatrix}_{6 \times 2}, \mathbf{M}_f = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}_{6 \times 2}。$$

基于 Edwards-Spurgeon 观测器原理^[16],设计如下形式的自适应滑模观测器 (adaptive sliding-mode observer,

ASMO):

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \bar{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{x}}(t) + \bar{\mathbf{B}}u(t) + \bar{\mathbf{M}}_d\boldsymbol{\psi}(\hat{\mathbf{x}}, t) - \\ \quad \mathbf{L}(\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}}) + \mathbf{M}_j\mathbf{v} \\ \hat{\mathbf{y}}(t) = \bar{\mathbf{C}}\hat{\mathbf{x}}(t) \end{cases} \quad (23)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(t)$ 为 $\bar{\mathbf{x}}(t)$ 的估计, $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 为 $\bar{\mathbf{y}}(t)$ 的估计, $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{6 \times 2}$ 为 ASMO 线性增益矩阵, \mathbf{v} 为不连续滑模输入项, 可表示如下:

$$\mathbf{v} = \begin{cases} -\hat{\phi}\mathbf{H}\mathbf{e}_y / \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\|, & \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| \neq 0 \\ 0, & \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| = 0 \end{cases} \quad (24)$$

其中, $\mathbf{e}_y = \hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}}$ 为输出估计误差, 存在正定对称矩阵 $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$ 使得 $\mathbf{P}\mathbf{M}_j = \bar{\mathbf{C}}^T\mathbf{H}^T$, $\hat{\phi}$ 是可调增益参数, 采用如下自适应律:

$$\dot{\hat{\phi}} = \phi_1 \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\|, \hat{\phi} \leq \phi^* \quad (25)$$

式中: $\phi_1 > 0, \phi^* > \delta$.

定义状态估计误差 $\mathbf{e}_x = \hat{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}$, 根据式(22)和(23)可得如下形式的误差系统:

$$\dot{\mathbf{e}}_x = \hat{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}} = (\bar{\mathbf{A}} - \bar{\mathbf{L}}\bar{\mathbf{C}})\mathbf{e}_x + \bar{\mathbf{M}}_d[\boldsymbol{\psi}(\hat{\mathbf{x}}, t) - \boldsymbol{\psi}(\bar{\mathbf{x}}, t)] + \mathbf{M}_j\mathbf{v} - \mathbf{M}_j\mathbf{f} \quad (26)$$

式中: 存在 $\bar{\beta} > 0$, 满足 $\|\boldsymbol{\psi}(\hat{\mathbf{x}}, t) - \boldsymbol{\psi}(\bar{\mathbf{x}}, t)\| \leq \bar{\beta}$.

3.2 ASMO 稳定性分析

引理 1: 对于满足 Lipschitz 条件的非线性函数 $\boldsymbol{\varphi}(\bar{\mathbf{x}}, t)$, 存在任意对称矩阵 $\bar{\mathbf{P}}$, 使得 $2\bar{\mathbf{e}}^T\bar{\mathbf{P}}[\boldsymbol{\varphi}(\bar{\mathbf{x}}_1, t) - \boldsymbol{\varphi}(\bar{\mathbf{x}}_2, t)] \leq \bar{\beta}^2\bar{\mathbf{e}}^T\bar{\mathbf{P}}\bar{\mathbf{P}}\bar{\mathbf{e}} + \bar{\mathbf{e}}^T\bar{\mathbf{e}}$, 其中 $\bar{\mathbf{e}} = \bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2$.

引理 2: 根据 Schur 补引理, 矩阵不等式 $\boldsymbol{\Phi}(x) < \mathbf{0}$, $\mathbf{Q}(x) - \boldsymbol{\Theta}(x)\boldsymbol{\Phi}^{-1}(x)\boldsymbol{\Theta}^T(x) < \mathbf{0}$, 其中, $\boldsymbol{\Phi}(x) = \boldsymbol{\Phi}^T(x)$, $\mathbf{Q}(x) = \mathbf{Q}^T(x)$, 等价于矩阵不等式 $\begin{bmatrix} \mathbf{Q}(x) & \boldsymbol{\Theta}(x) \\ \boldsymbol{\Theta}^T(x) & \boldsymbol{\Phi}(x) \end{bmatrix} < \mathbf{0}$.

证明: 定义李亚普诺夫函数为:

$$\hat{\mathbf{V}} = \mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\mathbf{e}_x + \tilde{\phi}^2 / (2\bar{\omega}^{-1}) \quad (27)$$

式中: $\bar{\omega} > 0$ 并满足 $\bar{\omega}\phi_1 > 2, \tilde{\phi} = \phi^* - \hat{\phi} \geq 0$.

将式(27)对时间求导得:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\mathbf{V}}} &= \dot{\mathbf{e}}_x^T\mathbf{P}\mathbf{e}_x + \mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\dot{\mathbf{e}}_x - \bar{\omega}\phi_1\dot{\tilde{\phi}} \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| = \mathbf{e}_x^T\boldsymbol{\Gamma}\mathbf{e}_x + \\ &2\mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\mathbf{M}_j\mathbf{v} + 2\mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\bar{\mathbf{M}}_d[\boldsymbol{\psi}(\hat{\mathbf{x}}, t) - \boldsymbol{\psi}(\bar{\mathbf{x}}, t)] - 2\mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\mathbf{M}_j\mathbf{f} - \\ &\bar{\omega}\phi_1\dot{\tilde{\phi}} \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| \leq \mathbf{e}_x^T\boldsymbol{\Gamma}\mathbf{e}_x + \mathbf{e}_x^T\mathbf{e}_x + \bar{\beta}^2\mathbf{e}_x^T\mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{e}_x - \\ &2\|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\|(\phi^* - \delta) + 2\tilde{\phi}\|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| - \bar{\omega}\phi_1\dot{\tilde{\phi}} \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| \leq \\ &\mathbf{e}_x^T(\boldsymbol{\Gamma} + \mathbf{P}\bar{\beta}^2\mathbf{P} + \mathbf{I})\mathbf{e}_x - (\bar{\omega}\phi_1 - 2)\dot{\tilde{\phi}} \|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| \leq \\ &\mathbf{e}_x^T(\boldsymbol{\Gamma} + \mathbf{P}\bar{\beta}^2\mathbf{P} + \mathbf{I})\mathbf{e}_x \end{aligned} \quad (28)$$

式中: $\boldsymbol{\Gamma} = (\bar{\mathbf{A}} - \bar{\mathbf{L}}\bar{\mathbf{C}})^T\mathbf{P} + \mathbf{P}(\bar{\mathbf{A}} - \bar{\mathbf{L}}\bar{\mathbf{C}})$, 根据引理 2, 当以

下矩阵不等式成立:

$$\begin{bmatrix} (\bar{\mathbf{A}} - \bar{\mathbf{L}}\bar{\mathbf{C}})^T\mathbf{P} + \mathbf{P}(\bar{\mathbf{A}} - \bar{\mathbf{L}}\bar{\mathbf{C}}) + \mathbf{I} & \mathbf{P} \\ \mathbf{P} & -\frac{1}{\bar{\beta}^2}\mathbf{I} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (29)$$

则 $\dot{\hat{\mathbf{V}}} < 0$, 即状态估计误差 \mathbf{e}_x 在李亚普诺夫意义下是渐近稳定的, $\hat{\mathbf{x}}$ 渐近趋近于 $\bar{\mathbf{x}}$, 根据误差系统 $\dot{\mathbf{e}}_x$ 可得 $\mathbf{f} \approx \mathbf{v}$. 在实际应用中将 \mathbf{v} 用连续函数 \mathbf{v}_{eq} 代替, 可以减小 \mathbf{v} 所引起的抖振, 则故障向量 \mathbf{f} 的重构结果为 $\tilde{\mathbf{f}} \approx \mathbf{v}_{eq} = -\hat{\phi}\mathbf{H}\mathbf{e}_y / (\|\mathbf{H}\mathbf{e}_y\| + \xi)$, 其中, $\xi > 0, \tilde{\mathbf{f}} = [0 \quad \tilde{f}_{\theta_s}]^T$, \tilde{f}_{θ_s} 为 f_{θ_s} 的重构结果.

3.3 自适应主动容错控制律的设计及控制律的切换

定义经过 \tilde{f}_{θ_s} 补偿后的负载位置为 $\tilde{\theta}_s = \theta_s - \tilde{f}_{\theta_s}$, 则式(11)可以表示为以下形式:

$$\ddot{\tilde{\theta}}_s = gV_{in} + f(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s) + d(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s) \quad (30)$$

式中: $d(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s)$ 为未知干扰, 满足 $|d(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s)| \leq \tilde{D}$.

定义负载传感器故障下负载位置的跟踪误差为 $\tilde{e} = \theta_{sd} - \tilde{\theta}_s$, 设计滑模面 \tilde{s} 为:

$$\tilde{s} = \tilde{\sigma} + \tilde{\lambda}\tilde{\sigma}_I \quad (31)$$

式中: $\tilde{\sigma} = \dot{\tilde{e}} + \tilde{k}\tilde{e} + \tilde{v}|\tilde{e}|^{\tilde{\sigma}_1}\text{sign}(\tilde{e})$, $\tilde{\sigma}_I = |\tilde{\sigma}|^{\tilde{\sigma}_2}\text{sign}(\tilde{\sigma})$, $\tilde{k} > 0, \tilde{v} > 0, \tilde{\sigma}_1 > 1, \tilde{\lambda} > 0, 0 < \tilde{\sigma}_2 < 1, \tilde{\sigma}_I(0) = -\tilde{\lambda}^{-1}\tilde{\sigma}(0)$.

设计如下形式的趋近律:

$$\dot{\tilde{s}} = -\tilde{\mu}_1\tilde{s} - \tilde{\mu}_2|\tilde{s}|^{\tilde{\sigma}_3}\text{sign}(\tilde{s}) - \rho_1\text{sign}(\tilde{s}) \quad (32)$$

式中: $\tilde{\mu}_1 > 0, \tilde{\mu}_2 > 0, 0 < \tilde{\sigma}_3 < 1, \rho_1 > 0$.

将式(31)两边对时间求导, 并结合式(32)可设计负载传感器故障下系统的 AAFTC 为 u_{frc} :

$$\begin{aligned} u_{frc} &= (1/g)[\ddot{\theta}_{sd} + \tilde{k}\dot{\tilde{e}} + \tilde{v}\dot{\tilde{\sigma}}_I|\tilde{e}|^{\tilde{\sigma}_1-1}\tilde{e} + \tilde{\lambda}\dot{\tilde{\sigma}}_I - f(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s) + \\ &\tilde{\mu}_1\dot{\tilde{s}} + \tilde{\mu}_2|\tilde{s}|^{\tilde{\sigma}_3}\text{sign}(\tilde{s}) + \hat{\rho}_1\text{sign}(\tilde{s})] \end{aligned} \quad (33)$$

式中: $\hat{\rho}_1$ 为切换增益 ρ_1 的估计值, 采用自适应律:

$$\hat{\rho}_1 = \begin{cases} \tilde{\eta}|\tilde{s}|\text{sign}(|\tilde{s}| - \tilde{\varepsilon}), \hat{\rho}_1 > \tilde{\varepsilon} \\ \tilde{\varepsilon}, \hat{\rho}_1 \leq \tilde{\varepsilon} \end{cases} \quad (34)$$

其中, $\tilde{\eta} > 0, \tilde{\varepsilon} > 0, \exists \rho_1^* > \tilde{D}$ 使得 $\hat{\rho}_1 \leq \rho_1^*$.

稳定性分析:定义李亚普诺夫函数为:

$$\tilde{V} = \tilde{s}^2/2 + \tilde{\rho}_1^2/(2\tilde{\kappa}) \quad (35)$$

式中: $\tilde{\kappa} > 0, \tilde{\rho}_1 = \rho_1^* - \hat{\rho}_1 \geq 0$ 。将 \tilde{V} 两边对时间求导,并结合式(31)、(33),得:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{V}} = & \tilde{s}\dot{\tilde{s}} + (\tilde{\rho}_1\dot{\tilde{\rho}}_1)/\tilde{\kappa} = -\tilde{\mu}_1\tilde{s}^2 - \tilde{\mu}_2|\tilde{s}|^{\tilde{\sigma}_3+1} - \hat{\rho}_1|\tilde{s}| - \\ & d(\tilde{\theta}_s, \dot{\tilde{\theta}}_s)\tilde{s} - [\tilde{\rho}_1\tilde{\eta}|\tilde{s}|\text{sign}(|\tilde{s}| - \tilde{s})]/\tilde{\kappa} \leq -(\rho_1^* - \\ & \tilde{D})|\tilde{s}| - \tilde{\ell}\tilde{\rho}_1 - \{[\tilde{\eta}|\tilde{s}|\text{sign}(|\tilde{s}| - \tilde{s})]/\tilde{\kappa} - |\tilde{s}| - \\ & \tilde{\ell}\}\tilde{\rho}_1 = -\tilde{\ell}_1|\tilde{s}| - \tilde{\ell}\tilde{\rho}_1 - \tilde{\ell}_2 \leq -\tilde{\Psi}\sqrt{\tilde{V}} - \tilde{\ell}_2 \end{aligned} \quad (36)$$

式中: $\tilde{\ell} > 0, \tilde{\ell}_2 = \{[\tilde{\eta}|\tilde{s}|\text{sign}(|\tilde{s}| - \tilde{s})]/\tilde{\kappa} - |\tilde{s}| - \tilde{\ell}\}\tilde{\rho}_1$,

$$\tilde{\ell}_1 = \rho_1^* - \tilde{D}, \tilde{\Psi} = \min\{\tilde{\ell}_1\sqrt{2}, \tilde{\ell}\sqrt{2\tilde{\kappa}}\}。$$

情况 1: 当 $|\tilde{s}| > \tilde{s}$ 时, 选择 $\tilde{\kappa} < \tilde{\eta}/(1 + \tilde{\ell}/\tilde{s})$, 则 $\tilde{\ell}_2 > 0$, 此时 $\dot{\tilde{V}} \leq -\tilde{\Psi}\sqrt{\tilde{V}}$ 。根据李亚普诺夫稳定性判据, 对于任意 $|\tilde{s}(0)| > \tilde{s}$ 的初始状态, 滑模变量 \tilde{s} 都会在有限时间内收敛到 $|\tilde{s}| \leq \tilde{s}$ 区域。

情况 2: 当 $|\tilde{s}| \leq \tilde{s}$ 时, 此时 $\tilde{\ell}_2 < 0$, 无法判断 $\dot{\tilde{V}}$ 的正负。若 $\dot{\tilde{V}} < 0$, 则滑模变量 \tilde{s} 收敛到 $|\tilde{s}| \leq \tilde{s}$ 区域, 若 $\dot{\tilde{V}} > 0$, $|\tilde{s}|$ 将增大至 $|\tilde{s}| > \tilde{s}$, 此时系统状态变成情况 1, 滑模变量 \tilde{s} 收敛到 $|\tilde{s}| \leq \tilde{s}$ 区域。

传感器故障下非线性机电系统的主动容错控制原理如图 5 所示, 故障发生后根据故障检测结果实时切换控制律。当系统无故障时, 控制律为 u_{nor} , 当优化自适应阈值检测到传感器故障时, 控制律由 u_{nor} 迅速切换为 u_{fic} , 实现对传感器故障下系统的主动容错控制。

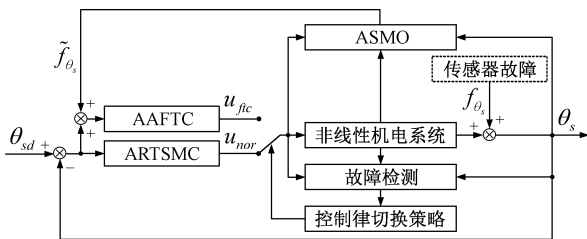


图 5 主动容错控制原理

Fig. 5 Block diagram of active fault-tolerant control

4 仿真和实验验证结果

在图 1 所示的非线性机电系统实验平台上验证本文所提方法的可行性。利用 MATLAB/Simulink 的实时视窗目标 (real-time windows target, RTWT) 构建非线性机电系统的故障检测模块和主动容错控制模块。RTWT 通过在线编译将这些模块生成 C 代码以进行实时故障检测, 同时将控制信号传输至电机驱动器, 对电机进行位置控制。数据采集卡将编码器测量的脉冲信号传输至 RTWT 的编码器输入模块, 并计算得到电机和负载的位置。系统参数标称值及优化前后参数乘性不确定性值 (仅考虑 Λ 中的参数) 如表 1 所示。定义直流电机的输入 $V_m = 4.3\sin(5.5t)$ (V), 在非线性机电系统实验平台上开展对模型的验证。图 6 表示负载位置的模型输出与实验输出对比, 对比结果表明模型负载位置输出与实验平台中负载的实际位置基本保持一致。

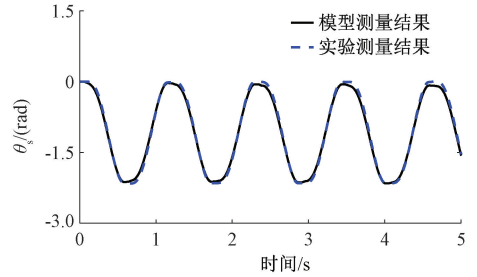


图 6 模型输出与实验输出对比

Fig. 6 Comparison of model output and experiment output

4.1 基于优化自适应阈值的鲁棒故障检测方法的验证

在 MATLAB 环境下进行了仿真, 验证了所提出的基于优化自适应阈值的鲁棒故障检测方法。在仿真实验中为了模拟参数不确定系统, 不确定参数的乘性不确定性值在 0% ~ 10% 的范围内随机生成。以不确定参数 J_m 为例, $J_m^* = \bar{J}_m + \alpha\bar{J}_m$, 其中, $\alpha \in [-0.1, 0.1]$ 为随机数, J_m^* 为仿真实验中 J_m 的取值, \bar{J}_m 为 J_m 的标称值, 其余不确定参数的取值与此类似。仿真中, 采样时间为 0.01 s, 总运行时间为 5 s, 控制律 u_{nor} 中的参数为: $\lambda = 40, k = 180, v = 10, \sigma_1 = 2.5, \sigma_2 = 0.7, \mu_1 = 10, \mu_2 = 7, \sigma_3 = 0.6, \eta = 1.2, \varsigma = 0.0003, \theta_{sd} = 0.875\sin(2.793t + 1.571) - 0.875$ (rad)。本节设置两种故障类型, 故障情况 1: 电机粘性摩擦系数在 2.5 s 发生突变故障, 其值突变为 0.1 Nms/rad; 故障情况 2: 电机粘性摩擦系数在 2.5 s 发生如下形式的指数型渐变故障:

$$f_m = 0.001\exp(0.8(t - 2.5)) \text{ (Nms/rad)} \quad (37)$$

图 7 为故障情况 1 下系统的残差响应, 图中的 DBG-LFT 自适应阈值采用文献 [9] 中的设计方法。由图 7 可

表 1 系统参数标称值及优化前后乘性不确定性值

Table 1 Nominal value and multiplicative uncertainty value of system parameters before and after optimization

参数	标称值	优化前乘性 不确定性值	优化后乘性 不确定性值	参数	标称值	优化前乘性 不确定性值	优化后乘性 不确定性值
$k_1/(A \cdot V^{-1})$	1	-	-	M	10	-	-
$k_2/(Nm \cdot A^{-1})$	0.053	-	-	$K/(Nm \cdot rad^{-1})$	0.3	0.088 6	0.025 874
$J_m/(kg \cdot m^2)$	0.000 1	0.084 7	0.002 137	$J_s/(kg \cdot m^2)$	0.005	0.053 2	0.009 462
$f_m/(Nms \cdot rad^{-1})$	0.001	0.064 9	0.003 252	$f_s/(Nms \cdot rad^{-1})$	0.06	0.068 9	0.000 758
$f_{ec}/(Nm)$	0.08	0.068 2	0.005 752	$f_{sc}/(Nm)$	0.15	0.079 5	0.007 943
$f_c/(Nm)$	0.081	0.068 5	0.001 682	$f_{cs}/(Nm)$	0.151	0.051 4	0.006 113
α_1	0.06	-	-	α_2	0.02	-	-

以看出,在故障发生前,残差在 DBG-LFT 自适应阈值和优化自适应阈值以内,而优化自适应阈值范围比 DBG-LFT 自适应阈值范围更小。在故障发生后,ARR₁ 在 2.51 s 超出优化自适应阈值,但在 2.63 s 超出 DBG-LFT 自适应阈值。图 8 为故障情况 2 下系统的残差响应,由图 8 可以看出,在故障发生后,ARR₁ 在 2.7 s 超出优化自适应阈值,但在 4.1 s 超出 DBG-LFT 自适应阈值。

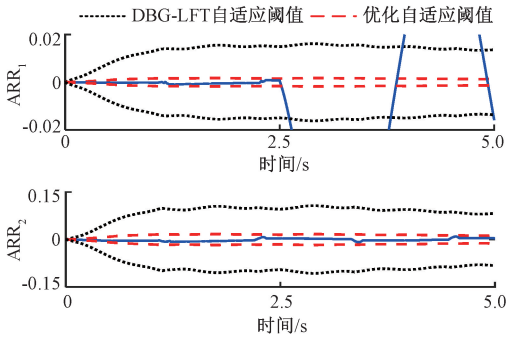


图 7 故障情况 1 时 ARR 的残差响应

Fig. 7 Residual response of ARR under first fault scenario

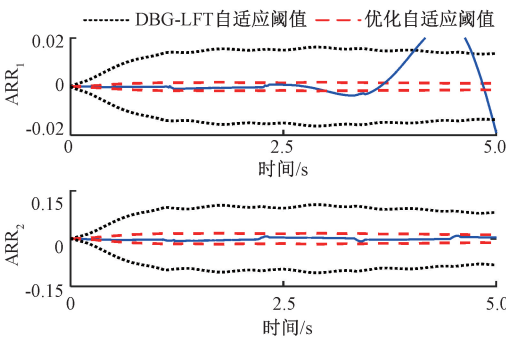


图 8 故障情况 2 时 ARR 的残差响应

Fig. 8 Residual response of ARR under second fault scenario

由仿真结果可知两种故障情况下系统均检测到故障的发生,但基于优化自适应阈值的鲁棒故障检测方法相

比于文献[9]中的方法更加快速检测到故障的发生。因此,在参数不确定条件下优化自适应阈值比 DBG-LFT 自适应阈值对故障更灵敏,采用优化自适应阈值可以更快、更可靠地检测出故障。

4.2 容错控制方法的实验验证

为了进一步验证所提方法的可行性,在非线性机电系统实验平台上进行验证,采样时间为 0.01 s,总运行时间为 5 s。实验中,负载传感器故障是通过在负载传感器的编码器输入模块中注入加性故障 f_{θ_s} 实现。本文考虑两种传感器故障情况,传感器故障情况 1(固定偏差)和传感器故障情况 2(漂移偏差),表示如下:

传感器故障情况 1:

$$f_{\theta_s} = \begin{cases} 0 \text{ rad}, & 0 \text{ s} < t < 2.5 \text{ s} \\ 0.5 \text{ rad}, & 2.5 \text{ s} \leq t \leq 5 \text{ s} \end{cases} \quad (38)$$

传感器故障情况 2:

$$f_{\theta_s} = \begin{cases} 0 \text{ rad}, & 0 \text{ s} < t < 2.5 \text{ s} \\ 0.5 \sin(3t) \text{ rad}, & 2.5 \text{ s} \leq t \leq 5 \text{ s} \end{cases} \quad (39)$$

控制律 u_{nor} 和 u_{fc} 中的参数为: $\lambda = 40, k = 180, v = 10, o_1 = 2.5, o_2 = 0.7, \mu_1 = 10, \mu_2 = 7, o_3 = 0.6, \eta = 1.2, s = 0.000 3, \tilde{\lambda} = 42, \tilde{k} = 175, \tilde{v} = 13, \tilde{o}_1 = 2.2, \tilde{o}_2 = 0.6, \tilde{\mu}_1 = 10, \tilde{\mu}_2 = 8, \tilde{o}_3 = 0.5, \tilde{\eta} = 1.1, \tilde{s} = 0.000 3$, ASMO 的参数为: $\phi_1 = 2, \xi = 1e - 8$, ASMO 线性增益矩阵 L 和矩阵 H 设置为:

$$L = \begin{bmatrix} 28.02 & 0.97 & 95.39 & -736.74 & 21.54 & 146.14 \\ 0.02 & 19.70 & 3.24 & 461.51 & 2.35 & -94.42 \end{bmatrix}^T$$

$$H = \begin{bmatrix} 3.67 & 0.25 \\ 0.25 & 3.32 \end{bmatrix}.$$

图 9~13 为传感器故障情况 1 下的实验结果。其中,图 9 和 10 为传感器故障下系统的残差响应,图中的 DBG-LFT 自适应阈值采用文献[9]中的设计方法。由图 9 和 10 可以看出,在故障发生后,ARR₁ 和 ARR₂ 分别

在 2.54 和 2.56 s 超出优化自适应阈值,但 ARR_1 未超出 DBG-LFT 自适应阈值(即出现漏检),且 ARR_2 在 3.11 s 超出 DBG-LFT 自适应阈值。因此,在参数不确定条件下优化自适应阈值比 DBG-LFT 自适应阈值对故障更灵敏,采用优化自适应阈值可以更快、更可靠地检测出故障。当 $CV = [1 \ 1]$, 系统检测到传感器故障,控制律切换策略将控制律从 u_{nor} 切换到 u_{fc} 。图 11 为故障重构结果,其中 \hat{f}_{θ_s} 为 ASMO 的输出,并且故障重构的均方根误差为 0.025 4 rad,故障重构值与实际故障值接近。为了验证本文所提出的主动容错控制方法的优越性,使用滑模控制对故障情况下的非线性机电系统进行位置跟踪。图 12 为负载位置跟踪结果,图 13 为故障情况下 2.5~5 s 负载位置跟踪误差。

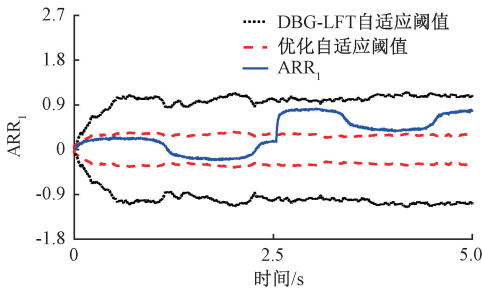


图 9 故障情况 1 时 ARR_1 的残差响应

Fig. 9 Residual response of ARR_1 under first fault scenario

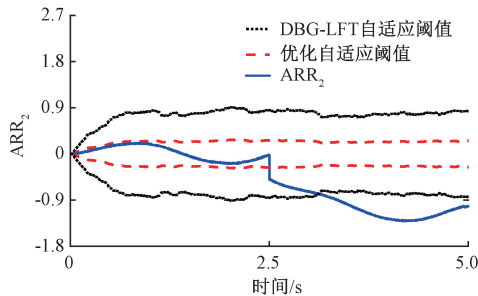


图 10 故障情况 1 时 ARR_2 的残差响应

Fig. 10 Residual response of ARR_2 under first fault scenario

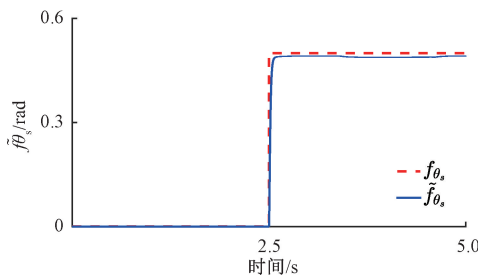


图 11 传感器的故障重构-故障情况 1

Fig. 11 Reconstruction of sensor fault-first fault scenario

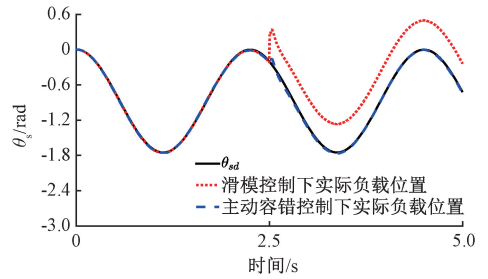


图 12 负载位置跟踪-故障情况 1

Fig. 12 Position tracking of load-first fault scenario

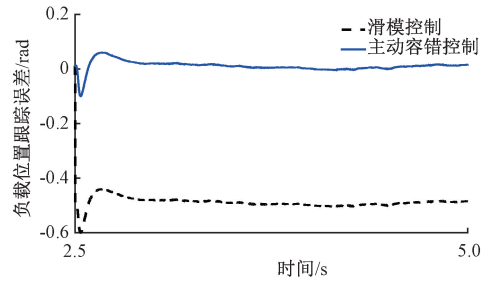


图 13 负载位置跟踪误差-故障情况 1

Fig. 13 Position tracking error of load-first fault scenario

图 14~18 为传感器故障情况 2 下的实验结果。其中,图 14 和 15 为传感器故障下系统的残差响应,在故障发生后, ARR_1 和 ARR_2 分别在 2.56 和 2.58 s 超出优化自适应阈值,但 ARR_1 未超出 DBG-LFT 自适应阈值(即出现漏检),且 ARR_2 在 2.67 s 超出 DBG-LFT 自适应阈值。图 16 为故障情况 2 的故障重构结果,故障重构的均方根误差为 0.026 5 rad。图 17 为负载位置跟踪结果,图 18 为 2.5~5 s 负载位置跟踪误差。通过以上结果分析,验证了基于优化自适应阈值的鲁棒故障检测方法的有效性和传感器故障下主动容错控制方法的可行性。

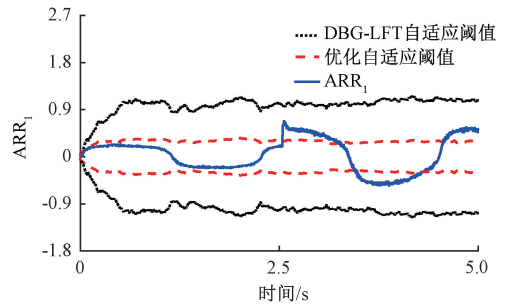


图 14 故障情况 2 时 ARR_1 的残差响应

Fig. 14 Residual response of ARR_1 under second fault scenario

为了进行定量比较,采用以下两种性能指标,即平均跟踪误差(average tracking error, ATE)和最大位置跟踪

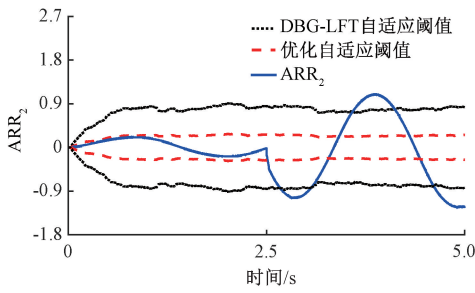


图 15 故障情况 2 时 ARR_2 的残差响应

Fig. 15 Residual response of ARR_2 under second fault scenario

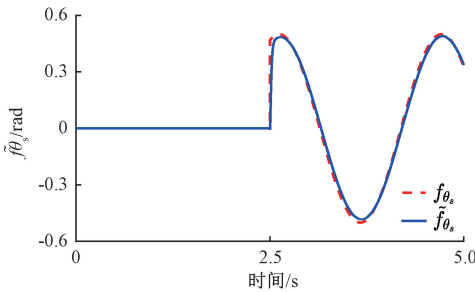


图 16 传感器的故障重构-故障情况 2

Fig. 16 Reconstruction of sensor fault-second fault scenario

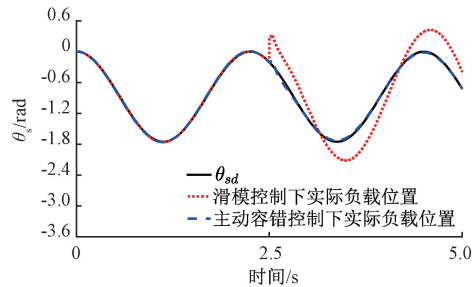


图 17 负载位置跟踪-故障情况 2

Fig. 17 Position tracking of load-second fault scenario

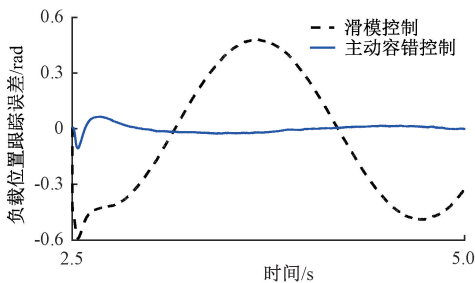


图 18 负载位置跟踪误差-故障情况 2

Fig. 18 Position tracking error of load-second fault scenario

误差 (maximum position tracking error, E_{\max})^[17]:

$$\begin{cases} ATE = 10^2 \sqrt{\sum_{j=1}^{N_m} e_{\theta_s}^2(j) / N_m} \\ E_{\max} = \max_{j=1, \dots, N_m} (|e_{\theta_s}(j)|) \end{cases} \quad (40)$$

式中: N_m 为采样点数量, $e_{\theta_s}(j)$ 为第 j 个采样点的误差。

表 2 为滑模控制和主动容错控制分别在两种传感器故障情况下的性能对比 (只考虑传感器故障后的数据)。由表 2 可以看出, 本文所提出的主动容错控制方法比滑模控制方法可以获得更小的 ATE 和 E_{\max} , 滑模控制未能有效减弱传感器故障对系统跟踪性能的影响。实验结果表明, 所提出的主动容错控制方法在传感器故障条件下仍能保持满意的控制性能。

表 2 两种控制方法的性能对比

		rad	
故障形式	控制方法	ATE	E_{\max}
故障情况 1	滑模控制	0.977 8	0.593 8
	主动容错控制	0.043 3	0.099 4
故障情况 2	滑模控制	0.720 1	0.583 9
	主动容错控制	0.047 0	0.101 7

5 结 论

本文研究了一种基于优化自适应阈值和故障重构策略的主动容错控制方法, 应用于具有传感器故障和参数不确定性的非线性机电系统。考虑系统参数的不确定性, 基于 LFT 理论建立系统的 UDBG 模型, 并基于 PSO 设计优化自适应阈值以提高参数不确定条件下的故障检测性能。设计自适应滑模观测器进行传感器故障重构, 并利用重构结果构建故障情况下的容错控制律。根据故障检测结果实时切换控制律以实现传感器故障下的主动容错控制。最后, 通过实验对比分析验证了本文所提方法的有效性。

参考文献

[1] 毛向向, 王红军, 韩凤霞, 等. 基于深度卷积神经网络的机电系统故障分类识别方法[J]. 电子测量与仪

- 器学报, 2021, 35(2): 87-93.
- MAO X X, WANG H J, HAN F X, et al. Fault classification and recognition of electromechanical system based on deep convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 87-93.
- [2] 王红军, 谷玉海, 王茂, 等. 高端数控装备多源信息融合状态识别模型[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 61-66.
- WANG H J, GU Y H, WANG M, et al. Condition recognition model based on multi-source information fusion for high-end CNC equipment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 61-66.
- [3] JANG D, SHIN H, PAUL S, et al. Design of a high-force electromechanical actuator for electrically driven lathe machine [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(11): 9526-9535.
- [4] 杨泽斌, 王丁, 孙晓东, 等. 无轴承异步电机传感器故障容错控制[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 99-109.
- YANG Z B, WANG D, SUN X D, et al. Fault tolerant control for sensor fault of a bearingless asynchronous motor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5): 99-109.
- [5] GOU B, XU Y, XIA Y, et al. An intelligent time-adaptive data-driven method for sensor fault diagnosis in induction motor drive system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12): 9817-9827.
- [6] 腾腾, 赵治华, 马伟明. 基于数据驱动的分段供电直线电机故障诊断研究[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(1): 1-8.
- TENG T, ZHAO ZH H, MA W M. Data driven fault diagnosis for segment-powered linear induction motor[J]. Electric Machines and Control, 2019, 23(1): 1-8.
- [7] COZZA A. Low frequency model-based identification of soft impedance faults in cables[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68 (10): 3524-3535.
- [8] KUMAR P, BENSEKRANE I, CONRARD B, et al. Functionability analysis of redundant mechatronic systems in bond graph framework[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 24(6): 2465-2476.
- [9] LOUREIRO R, BENMOUSSA S, TOUATI Y, et al. Integration of fault diagnosis and fault-tolerant control for health monitoring of a class of MIMO intelligent autonomous vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(1): 30-39.
- [10] YU X, JIANG J. A survey of fault-tolerant controllers based on safety-related issues[J]. Annual Reviews in Control, 2015, 39(1): 46-57.
- [11] 张宏伟, 王新环, 荆鹏辉. 绕组分段永磁直线电机切换位置传感器故障诊断及容错控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1745-1752.
- ZHANG H W, WANG X H, JING P H. Fault diagnosis and fault-tolerant control of switching position sensor for segment winding permanent magnet linear synchronous motor [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1745-1752.
- [12] 杨晓冬, 段文勇, 陈伟涛, 等. STATCOM 中传感器故障的容错控制策略研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2018, 39(5): 36-41.
- YANG X D, DUAN W Y, CHEN W T, et al. Study on fault tolerant control strategy of sensor fault in STATCOM[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2018, 39(5): 36-41.
- [13] 应黎明, 杭翠翠, 舒乃秋, 等. 永磁同步电机传感器故障诊断及容错控制[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(1): 45-52.
- YING L M, HANG C C, SHU N Q, et al. Permanent magnet synchronous motor fault-diagnosis and fault-tolerant control [J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(1): 45-52.
- [14] SU X J, LIU X X, SONG Y D. Fault-tolerant control of multiarea power systems via a sliding-mode observer technique [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(1): 38-47.
- [15] PLESTAN F, SHTESSL Y, BREGEAULT V, et al. New methodologies for adaptive sliding mode control[J].

International Journal of Control, 2010, 83 (9): 1907-1919.

- [16] TAN C P, EDWARDS C. Sliding mode observers for detection and reconstruction of sensor faults [J]. Automatica, 2002, 38(10): 1815-1821.
- [17] VAN M. An enhanced robust fault tolerant control based on an adaptive fuzzy PID-nonsingular fast terminal sliding mode control for uncertain nonlinear systems[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2018, 23(3): 1362-1371.

作者简介



郁明, 2012年于新加坡南洋理工大学获得博士学位, 现为合肥工业大学电气与自动化工程学院教授, 主要研究方向为复杂系统的故障诊断与预测, 混杂系统建模和容错控制。

E-mail: yu0202@hfut.edu.cn

Yu Ming received his Ph. D. degree from Nanyang Technological University, Singapore, in 2012. He is currently a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include fault diagnosis and prognosis of complex system, hybrid system modeling and fault tolerant control.



李旺林 (通信作者), 2017年于安徽理工大学获得学士学位, 现为合肥工业大学电气与自动化工程学院硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断和容错控制。

E-mail: 2019170395@mail.hfut.edu.cn

Li Wanglin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2017. He is currently pursuing his M. Sc. degree at Hefei University of Technology. His research interests include fault diagnosis and fault tolerant control.