

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104621

电动代步车鲁棒故障检测与容错控制^{*}

郁 明¹ 杨 柳¹ 杨荣立²

(1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009; 2. 安徽江淮汽车股份有限公司技术中心 合肥 230601)

摘 要:针对具有参数不确定性的电动代步车系统,提出一种基于区间自适应阈值和控制律重构策略的主动容错控制方法。首先,建立电动代步车系统的不确定性诊断键合图模型,并设计基于区间解析冗余关系的区间自适应阈值以提高参数不确定下的故障检测性能。其次,设计系统无故障情况下滑模控制律以实现代步车速度跟踪。接着,构建参数故障条件下的滑模控制律,利用极限学习机对滑模控制律中用来补偿未知参数故障的控制项进行实时估计,并利用故障检测结果进行控制律的实时切换。最后,通过实验结果分析,验证了基于区间自适应阈值的鲁棒故障检测方法有效性,以及参数故障下主动容错控制方法的可行性。

关键词:主动容错控制;极限学习机;区间自适应阈值;电动代步车

中图分类号: TP277; TP273⁺. 2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510. 8060

Robust fault detection and fault-tolerant control of electric scooter

Yu Ming¹ Yang Liu¹ Yang Rongli²

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Technical Center of Anhui Jianghuai Automobile Corporation, Hefei 230601, China)

Abstract:In this paper, an active fault-tolerant control method based on interval adaptive threshold and control law reconstruction strategy is developed for electric scooter system with uncertain parameters. Firstly, the uncertain diagnostic bond graph model of the electric scooter system is established, and the interval adaptive threshold based on interval valued analytical redundancy relations is developed to improve the fault detection performance in the presence of parameter uncertainties. Secondly, the sliding mode control law is designed under normal conditions to realize the speed tracking of electric scooter. After that, the sliding mode control law under faulty condition is established where the extreme learning machine is adopted to estimate the term compensating the unknown parameter fault in the control law in a real time manner. The switching of control law can be implemented online using the fault detection result. Finally, through the analysis of experimental results, the effectiveness of the robust fault detection method based on the interval adaptive threshold is proved, and the feasibility of the active fault-tolerant control method in the presence of parameter fault is verified.

Keywords:active fault-tolerant control; extreme learning machine; interval adaptive threshold; electric scooter

0 引 言

在世界各国普遍出现人口老龄化问题的背景下,为老年人及残障人士出行提供便利的电动代步车,近年来受到广泛的关注。在电动代步车行驶过程中,如果发生故障,将影响行驶安全性,可能引发一系列交通问题,甚

至威胁驾驶员的生命安全。此外,电动代步车主要服务对象是老年人及残障人士,这类人群一般行动不便,一旦在道路上遇到故障等问题,引起的后果往往要比其他群体更加严重。因此,针对电动代步车系统进行故障诊断和容错控制方法研究,确保行驶安全性,具有重要的意义^[1-5]。

一般来说,故障诊断方法可以分为基于数据驱动的

方法和基于模型的方法^[6-7]。基于数据驱动的故障诊断方法对系统历史运行数据进行分析和处理,这类方法在难以建立精确数学模型的情况下比较实用^[8]。文献[9]提出了一种永磁同步电机电流传感器故障检测与容错控制方法。该方法不需要系统的精确模型,利用信号处理的方法对系统健康状态进行评估。然而,基于数据驱动的方法在实际应用中,存在故障数据难以获取的问题^[10]。基于模型的方法是当前比较成熟的故障诊断方法,主要优势在于能够建立故障和模型参数变化之间的联系,使得诊断结果具有明确的物理意义,同时诊断精度相对较高^[11]。在基于模型的方法中,键合图作为一种统一的多能域动力学建模方法,为复杂系统建模提供了一种有效途径。同时,键合图借助独特的因果关系可以简单直观地实现故障隔离^[12]。文献[13]提出了一种基于键合图模型的鲁棒故障检测和容错控制方法,该方法考虑建模和测量的不确定性,生成解析冗余关系和DBG-LFT(diagnostic bond graph-linear fractional transformation)自适应阈值,从而实现参数不确定下的鲁棒故障检测。然而,该自适应阈值的上界是由所有参数不确定性引起的附加势/流的绝对值相加获得,导致阈值边界取值过于保守,这会对检测性能带来负面影响。

目前,在容错控制问题的研究中,主动容错控制与被动容错控制相比,具有更优的控制性能和更灵活的设计方法等优势。文献[14]提出了一种考虑车辆转向系统故障的电动汽车被动容错路径跟随控制方法,但该方法会导致控制系统性能降低。文献[15]针对电动叉车电动助力转向系统的执行器与传感器故障,提出了一种基于执行器故障重构的主动容错控制方法,以此来确保电动助力转向系统在故障情况下的助力性能,但该方法需要实时测量助力电机端电压和端电流。文献[16]针对执行器故障下独立驱动电动汽车提出了一种基于在线故障检测的主动容错控制方法。然而,以上工作大多没有考虑参数不确定性对故障检测性能的影响。

本文针对存在参数不确定性的电动代步车系统,提出一种基于区间自适应阈值和控制律重构的主动容错控制方法。首先,基于线性分式变换(linear fractional transformation, LFT)建立电动代步车的不确定性诊断键合图(uncertain diagnostic bond graph, UDBG)模型,通过UDBG模型构建区间解析冗余关系(interval valued analytical redundancy relations, I-ARRs)。利用I-ARRs设计区间自适应阈值以提高参数不确定情况下的故障检测性能。然后,构建无故障情况下滑模控制律以实现电动代步车速度跟踪,设计参数故障条件下的滑模控制律,并利用极限学习机(extreme learning machine, ELM)对滑模控制律中用来补偿未知参数故障的控制项进行实时估计,确保系统在故障条件下速度跟踪性能。利用故障检

测结果实时切换控制律,实现参数故障下的主动容错控制。最后,通过电动代步车实验平台验证所提方法的有效性。

1 电动代步车系统故障检测

1.1 电动代步车系统 UDBG 模型

电动代步车系统(如图1所示)由直流电机驱动器、直流电机、后轮、车身以及前轮5个部分组成。24 V 铅酸电池为直流电机及其驱动器供电,电机带动后轮转动,经车身带动前轮转动。在前、后轮以及车身上安装3个传感器,分别测量前轮角速度、后轮角速度以及车身线速度。



图1 电动代步车系统

Fig. 1 The electric scooter system

基于键合图理论和LFT方法对系统进行建模。LFT与键合图相结合,将参数不确定部分和标称模型分离,并表示成内部变量的反馈回路。那么,不确定部分在标称键合图模型上表示成附加势源或流源^[13]。图2为基于键合图和LFT建立的电动代步车UDBG模型。UDBG模型由驱动器部分、直流电机部分、后轮部分、车身部分和前轮部分组成。

1) 驱动器部分建模: u_m 是电动代步车输入信号。变换器 $TF:k_1$ 表示电压经过比例 k_1 转换成电流。

2) 直流电机部分建模: 直流电机内阻用 $R:R_1$ 描述。 $I:J_1$ 表示直流电机的转动惯量。回转器 $GY:k_2$ 表示直流电机将电能转化为机械能,转换比为 k_2 。变换器 $TF:k_3$ 表示电机的转速以比例 k_3 转换成电动代步车后轮角速度。 $R:R_2$ 为电机的机械摩擦,具体形式如下:

$$R_2 = k_f \dot{\theta}_1 + F_u \text{sign}(\dot{\theta}_1) \quad (1)$$

式中: k_f 是电机粘性摩擦系数, $\dot{\theta}_1$ 是后轮角速度。 F_u 是电机库伦摩擦力矩, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。 $[\delta_{R_1}]$ 为参

数 R_1 的不确定性,通过增加 0_1 结点,利用虚拟传感器 De^* 和可调势源 MSe ,将参数不确定性以附加势源(即 MSe)形式反馈到标称模型中。同理, $[\delta_{R_2}]$ 和 $[\delta_{J_1}]$ 为 R_2 和 J_1 的参数不确定性。

3) 后轮部分建模: $I: J_2$ 为电动代步车后轮转动惯量。 $Df: \dot{\theta}_1$ 为安装在后轮的传感器, $R: R_3$ 为后轮摩擦力,具体形式如下:

$$R_3 = k_{f1} \dot{\theta}_1 + F_{u1} \text{sign}(\dot{\theta}_1) \quad (2)$$

式中: k_{f1} 是后轮粘性摩擦力系数, F_{u1} 是后轮库伦摩擦力矩。 $[\delta_{R_3}]$ 和 $[\delta_{J_2}]$ 分别为 R_3 和 J_2 的参数不确定性。

4) 车身部分建模: $C_1: 1/N_1$ 为后轮到车身的传动轴, N_1 为传动轴刚度。变换器 $TF: k_4$ 表示后轮角速度转换成车身线速度,转换比例为车轮半径 k_4 。 $I: m$ 为车身重量。 $Df: s$ 为车身上安装的传感器,其中 s 是车身线速度。 $C_2: 1/N_2$ 为车身到前轮的传动轴, N_2 为传动轴刚度。 $[\delta_{N_1}]$ 、 $[\delta_m]$ 和 $[\delta_{N_2}]$ 分别为 N_1 、 m 和 N_2 的参数不确定性。

5) 前轮部分建模: $I: J_3$ 为前轮的转动惯量。 $Df: \dot{\theta}_2$ 为安装在前轮的传感器,其中 $\dot{\theta}_2$ 是前轮角速度。 $R: R_4$ 为前轮摩擦力,具体形式如下:

$$R_4 = k_{f2} \dot{\theta}_2 + F_{u2} \text{sign}(\dot{\theta}_2) \quad (3)$$

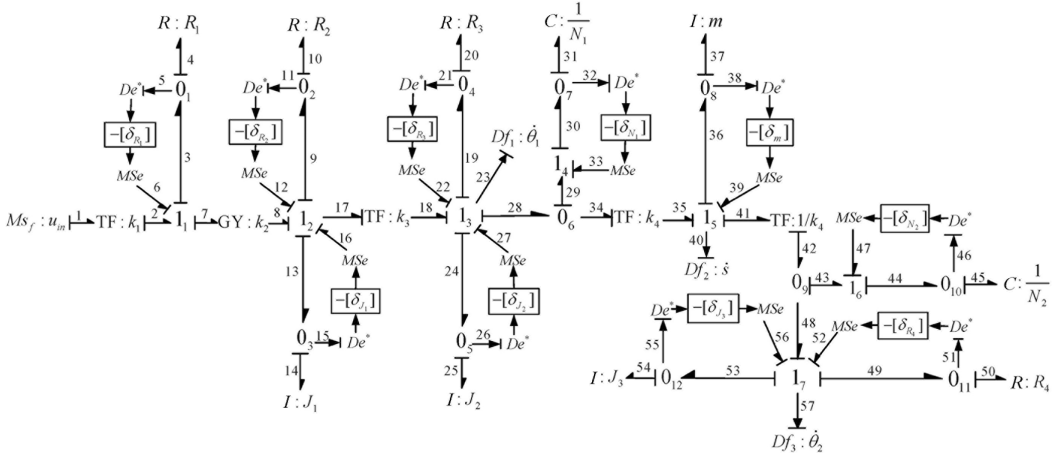


图 2 电动代步车系统的 UDBG 模型

Fig. 2 UDBG model of the electric scooter

从式(6)可以看出, I-ARRs 由标称 ARR₁, ARR₂, ARR₃ 和参数区间不确定性 ($[\underline{a}_1, \overline{a}_1]$, $[\underline{a}_2, \overline{a}_2]$, $[\underline{a}_3, \overline{a}_3]$) 两个部分组成,其中 ARR_s 为:

$$\begin{aligned} \text{ARR}_1 &= k_3^{-1} (k_1 k_2 u_{in} - J_1 k_3^{-1} \ddot{\theta}_1 - k_3^{-1} k_f \dot{\theta}_1 - \\ &F_u \text{sign}(\dot{\theta}_1)) - J_2 \ddot{\theta}_1 - k_{f1} \dot{\theta}_1 - F_{u1} \text{sign}(\dot{\theta}_1) - \end{aligned}$$

式中: k_{f2} 是前轮粘性摩擦力系数, F_{u2} 是前轮库伦摩擦力矩。 $[\delta_{R_4}]$ 和 $[\delta_{J_3}]$ 分别为 R_4 和 J_3 的参数不确定性。

1.2 区间自适应阈值

基于图 2 的 UDBG 模型,可以建立 DBG-LFT 自适应阈值^[13],实现参数不确定情况下的鲁棒故障检测。然而,该方法中阈值上界取值存在过于保守的问题,会降低故障检测的灵敏度。为了提升故障检测性能,对 DBG-LFT 自适应阈值进行改进,提出一种区间自适应阈值,将系统参数不确定性用区间形式进行建模。在图 2 中, $[\delta]$ 为 $[\underline{\delta}, \overline{\delta}]$ 的简化表示,定义 $[\underline{\delta}, \overline{\delta}]$ 为:

$$[\underline{\delta}, \overline{\delta}] = [-\epsilon_l/\epsilon_n, \epsilon_r/\epsilon_n] \quad (4)$$

式中: ϵ_n 为对应参数的标称值, $\epsilon_r \geq 0, \epsilon_l \geq 0$ 分别为 ϵ_n 加性不确定性的最大上、下偏差。因此,系统参数的不确定性区间可以表示为:

$$[\underline{\epsilon}, \overline{\epsilon}] = \epsilon_n + \epsilon_n [\underline{\delta}, \overline{\delta}] = [\epsilon_n - \epsilon_l, \epsilon_n + \epsilon_r] \quad (5)$$

根据传感器因果关系反置法,考虑传感器连接的结点 1_3 、 1_5 和 1_7 的本构关系,用已知变量消除本构关系中的未知变量,可以得到如下形式的 I-ARRs:

$$\begin{cases} [\underline{\text{ARR}}_1, \overline{\text{ARR}}_1] = \text{ARR}_1 + [\underline{a}_1, \overline{a}_1] \\ [\underline{\text{ARR}}_2, \overline{\text{ARR}}_2] = \text{ARR}_2 + [\underline{a}_2, \overline{a}_2] \\ [\underline{\text{ARR}}_3, \overline{\text{ARR}}_3] = \text{ARR}_3 + [\underline{a}_3, \overline{a}_3] \end{cases} \quad (6)$$

$$N_1 \int (\dot{\theta}_1 - k_4 s) dt \quad (7)$$

$$\text{ARR}_2 = k_4 N_1 \int (\dot{\theta}_1 - k_4 s) dt - m \ddot{s} - k_4 N_2 \int (k_4 s - \dot{\theta}_2) dt \quad (8)$$

$$\text{ARR}_3 = N_2 \int (k_4 s - \dot{\theta}_2) dt - J_3 \ddot{\theta}_2 - k_{f2} \dot{\theta}_2 -$$

$$F_{u2} \text{sign}(\dot{\theta}_2) \quad (9)$$

式中: $\ddot{\theta}_1$ 为后轮角加速度, $\ddot{s}$ 为车身加速度, $\ddot{\theta}_2$ 为前轮角加速度。

参数区间不确定性为:

$$\begin{aligned} [\underline{a}_1, \overline{a}_1] &= k_3^{-1}(-[\underline{\delta}_{J_1}, \overline{\delta}_{J_1}]J_1 k_3^{-1}\ddot{\theta}_1 - [\underline{\delta}_{F_u}, \overline{\delta}_{F_u}]F_u \\ &\text{sign}(\dot{\theta}_1) - [\underline{\delta}_{k_f}, \overline{\delta}_{k_f}]k_3^{-1}k_f\dot{\theta}_1) - [\underline{\delta}_{J_2}, \overline{\delta}_{J_2}]J_2\ddot{\theta}_1 - [\underline{\delta}_{k_{J_1}}, \\ &\overline{\delta}_{k_{J_1}}]k_{J_1}\dot{\theta}_1 - [\underline{\delta}_{F_{u1}}, \overline{\delta}_{F_{u1}}]F_{u1}\text{sign}(\dot{\theta}_1) - [\underline{\delta}_{N_1}, \overline{\delta}_{N_1}]N_1\int(\dot{\theta}_1 - \\ &k_4\dot{s})dt \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} [\underline{a}_2, \overline{a}_2] &= [\underline{\delta}_{N_1}, \overline{\delta}_{N_1}]k_4N_1\int(\dot{\theta}_1 - k_4\dot{s})dt - \\ &[\underline{\delta}_m, \overline{\delta}_m]m\ddot{s} - [\underline{\delta}_{N_2}, \overline{\delta}_{N_2}]k_4N_2\int(k_4\dot{s} - \dot{\theta}_2)dt \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} [\underline{a}_3, \overline{a}_3] &= [\underline{\delta}_{N_2}, \overline{\delta}_{N_2}]N_2\int(k_4\dot{s} - \dot{\theta}_2)dt - [\underline{\delta}_{J_3}, \overline{\delta}_{J_3}]J_3\ddot{\theta}_2 - \\ &[\underline{\delta}_{k_{J_2}}, \overline{\delta}_{k_{J_2}}]k_{J_2}\dot{\theta}_2 - [\underline{\delta}_{F_{u2}}, \overline{\delta}_{F_{u2}}]F_{u2}\text{sign}(\dot{\theta}_2) \end{aligned} \quad (12)$$

通过对标称 ARR_s 进行数值估计, 可以生成残差 r_i , $i = 1, 2, 3$ 。根据式(6)中 I-ARR_s 可以计算出区间自适应阈值 $[\underline{T}_i, \overline{T}_i]$ 如下:

$$\begin{cases} \underline{T}_i = \Theta(\text{ARR}_i) \\ \overline{T}_i = \Theta(\overline{\text{ARR}_i}), i = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\Theta(\vartheta)$, $\vartheta \in \{\text{ARR}_i, \overline{\text{ARR}_i}\}$, $i = 1, 2, 3$, 为无故障情况下 ϑ 的数值评估。与采用相同上、下界的 DBG-LFT 自适应阈值不同, 式(13)描述的区间自适应阈值考虑了参数不确定性上、下界的差异性, 有利于提高故障检测的灵敏度。在故障检测过程中, 定义二进制相干向量 $\mathbf{CV} = [c_1 \ c_2 \ c_3]$ 来表示所有残差的一致性。 $\mathbf{CV}$ 为零向量时表示系统没有发生参数故障, 反之系统发生参数故障。 $\mathbf{CV}$ 中元素的确定规则如下:

$$c_i = \begin{cases} 0, & \underline{T}_i < r_i < \overline{T}_i \\ 1, & \text{其他} \end{cases}, i = 1, 2, 3 \quad (14)$$

2 电动代步车速度跟踪

2.1 电动代步车系统微分方程模型

考虑系统参数的不确定性, 以参数 J_1 为例, J_1 的加性不确定部分 γ_{J_1} 满足 $\gamma_{J_1} \in [\underline{\delta}_{J_1}, \overline{\delta}_{J_1}]J_1$ 。同理, 不确定参数集 $\Psi = \{R_1, R_2, J_1, R_3, J_2, N_1, m, N_2, R_4, J_3\}$ 中其他参数也具有相同性质。定义 γ_Δ 为参数不确定的总和, 即:

$$\begin{aligned} \gamma_\Delta &= k_3^{-1}(-\gamma_{J_1}k_3^{-1}\ddot{\theta}_1 - \gamma_{F_u}\text{sign}(\dot{\theta}_1) - \gamma_{k_f}k_3^{-1}\dot{\theta}_1) - \gamma_{J_2}\ddot{\theta}_1 - \\ &\gamma_{k_{J_1}}\dot{\theta}_1 - \gamma_{F_{u1}}\text{sign}(\dot{\theta}_1) - \gamma_{N_1}\int(\dot{\theta}_1 - k_4\dot{s})dt + \gamma_{N_1}k_4\int(\dot{\theta}_1 - \\ &k_4\dot{s})dt - \gamma_m\ddot{s} - \gamma_{N_2}k_4\int(k_4\dot{s} - \dot{\theta}_2)dt + \gamma_{N_2}\int(k_4\dot{s} - \dot{\theta}_2)dt - \\ &\gamma_{J_3}\ddot{\theta}_2 - \gamma_{k_{J_2}}\dot{\theta}_2 - \gamma_{F_{u2}}\text{sign}(\dot{\theta}_2) \end{aligned} \quad (15)$$

定义后轮角速度为 $\dot{x}$, 由式(6)推导出电动代步车系统微分方程模型为:

$$\ddot{x} = g(x, \dot{x})u_{in} + f(x, \dot{x}) + d(x, \dot{x}) \quad (16)$$

其中, $g(x, \dot{x})$ 和 $f(x, \dot{x})$ 为:

$$\begin{aligned} g(x, \dot{x}) &= \frac{k_1 k_2}{k_3 k_4^{-2} m + k_3^{-1} J_1 + k_3 J_2 + k_3 J_3} \\ f(x, \dot{x}) &= -\frac{k_3^{-1} k_f + k_3 k_{J_1} + k_3 k_{J_2}}{k_3 k_4^{-2} m + k_3^{-1} J_1 + k_3 J_2 + k_3 J_3} \dot{x} - \\ &\frac{Fu + k_3 F_{u1} + k_3 F_{u2}}{k_3 k_4^{-2} m + k_3^{-1} J_1 + k_3 J_2 + k_3 J_3} \text{sign}(\dot{x}) \end{aligned}$$

式中: $d(x, \dot{x})$ 为未知系统扰动(包含系统参数不确定性引起的 γ_Δ), 且满足 $|d(x, \dot{x})| < D$ 。

电动代步车行驶过程中, 考虑系统可能发生参数故障, 故障条件下电动代步车微分方程模型可以定义为:

$$\ddot{x} = g(x, \dot{x})u_{in} + f(x, \dot{x}) + d(x, \dot{x}) + \Delta f(x, \dot{x}) \quad (17)$$

式中: $\Delta f(x, \dot{x})$ 为未知的故障函数。当系统正常时, $\Delta f(x, \dot{x}) = 0$; 当系统存在故障时, $\Delta f(x, \dot{x}) \neq 0$ 。

2.2 无故障情况下滑模控制律

首先, 定义系统相对于期望后轮角速度 $\dot{x}_d$ 的跟踪误差为:

$$e = \dot{x}_d - \dot{x} \quad (18)$$

定义滑模面函数为:

$$s = e + c \int e dt \quad (19)$$

式中: $c > 0$ 。将式(19)两边对时间求导并结合式(16)可得:

$$\dot{s} = \ddot{x}_d - (g(x, \dot{x})u_{in} + f(x, \dot{x}) + d(x, \dot{x})) + ce \quad (20)$$

式中: $\ddot{x}_d$ 为期望的电动代步车后轮角加速度。

设计无故障情况下系统滑模控制律为:

$$u_{no} = \frac{1}{g(x, \dot{x})}(-f(x, \dot{x}) + \ddot{x}_d + ce + \eta_1 \text{sign}(s)) \quad (21)$$

式中: η_1 为正常数, η_1 的取值需要大于系统干扰上界。

定理 1: 考虑电动代步车系统(16), 采用式(19)定义的滑模函数和式(21)设计的控制律, 则闭环控制系统是渐近稳定的。

证明: 选取李亚普诺夫函数为:

$$V = \frac{1}{2}s^2 \quad (22)$$

将式(22)两边对时间求导可得:

$$\dot{V} = s\dot{s} \quad (23)$$

将式(20)和(21)代入式(23)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & s(\ddot{x}_d - g(x, \dot{x})u_{no} - f(x, \dot{x}) - d(x, \dot{x}) + \\ & c(\dot{x}_d - \dot{x})) = s(-\eta_1 \text{sign}(s) - d(x, \dot{x})) = \\ & -sd(x, \dot{x}) - \eta_1 |s| - sd(x, \dot{x}) - \\ & \eta_1 |s| < -\eta_1 |s| + |s| |d(x, \dot{x})| < -\eta_1 |s| + D |s| \end{aligned} \quad (24)$$

由于 $|d(x, \dot{x})| < D$, 取 $\eta_1 > D$, 可得:

$$\dot{V} < 0 \quad (25)$$

从上述分析可以看出 V 是负定的, 根据李亚普诺夫稳定性原理, 该系统满足渐近稳定性, 即系统状态从滑模面 $s = 0$ 以外任意状态出发, 都将运动到滑模面。至此, 定理 1 证明完毕。

3 主动容错控制策略

3.1 基于 ELM 的容错控制律

本文主要考虑电动代步车参数故障, 当系统发生故障时, $\Delta f(x, \dot{x}) \neq 0$ 。故障的存在会对系统的控制性能产生不利的影响。为了解决这个问题, 提出基于 ELM 的滑模控制策略, 自适应地调整故障函数上界信息, 保证故障状态下闭环系统的稳定性。这里, 滑模控制采用指数趋近律:

$$\dot{s} = -\eta_2 \text{sign}(s) - qs \quad (26)$$

式中: η_2 和 q 是两个正常数, η_2 的取值需要大于系统干扰上界。将式(17)代入式(26)可得:

$$\ddot{x}_d + c(\dot{x}_d - \dot{x}) - (g(x, \dot{x})u_{in} + f(x, \dot{x}) + d(x, \dot{x}) + \Delta f(x, \dot{x})) = -\eta_2 \text{sign}(s) - qs \quad (27)$$

设计故障情况下容错控制律为:

$$u_f = \frac{1}{g(x, \dot{x})}(-f(x, \dot{x}) + \ddot{x}_d + ce - \hat{\Delta f}(x, \dot{x}) + \eta_2 \text{sign}(s) + qs) \quad (28)$$

式中: $\hat{\Delta f}(x, \dot{x})$ 为 $\Delta f(x, \dot{x})$ 的估计值。

利用 ELM 对 $\Delta f(x, \dot{x})$ 进行实时估计:

$$\hat{\Delta f}(x, \dot{x}) = H(z, \omega, b)\hat{\beta} \quad (29)$$

式中: $\hat{\beta} = [\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_{\tilde{N}}]^T$ 是输出节点的输出权重向量估计值, 其真实值为 β^* , 根据 ELM 万能逼近定理, 存在最优的 β^* , 使得:

$$\Delta f(x, \dot{x}) = H(z, \omega, b)\beta^* + \varepsilon \quad (30)$$

式中: ε 是逼近误差, 满足:

$$|\varepsilon| \leq \varepsilon_N \quad (31)$$

式中: ε_N 是逼近误差上界。 $H(z, \omega, b)$ 为 ELM 中具有 L 个输入, 且具有 $\tilde{L}$ 个神经元的隐层输出矩阵:

$$H(z, \omega, b) = \begin{bmatrix} G(z_1, \omega_1, b_1) & \cdots & G(z_1, \omega_{\tilde{L}}, b_{\tilde{L}}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(z_N, \omega_1, b_1) & \cdots & G(z_N, \omega_{\tilde{L}}, b_{\tilde{L}}) \end{bmatrix} \quad (32)$$

式中: $z = [z_1, z_2, \dots, z_L]$ 为输入向量, $\omega_i = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_L]^T$ 是输入权重向量, b_i 是隐层节点的偏置。 $G(\cdot)$ 是激活函数, 具体形式如下:

$$G(z, \omega, b) = \frac{1}{1 + e^{-(\omega \cdot z + b)}} \quad (33)$$

定理 2: 考虑电动代步车系统(17), 采用式(19)定义的滑模函数和式(28)定义的控制律, 且 ELM 的输出权重 $\hat{\beta}$ 通过以下自适应律进行更新:

$$\dot{\hat{\beta}} = -\left(\frac{1}{\sigma} s H(z, \omega, b)\right)^T \quad (34)$$

式中: 自适应增益 $\sigma > 0$, 则控制系统是渐近稳定的。

证明: 将式(28)代入式(19)可得

$$\begin{aligned} \dot{s} = & \ddot{x}_d - f(x, \dot{x}) - g(x, \dot{x})u_f - \Delta f(x, \dot{x}) - d(x, \dot{x}) + ce = \\ & \ddot{x}_d - (-f(x, \dot{x}) + \ddot{x}_d + ce - \hat{\Delta f}(x, \dot{x}) + \eta_2 \text{sign}(s) + qs) - \\ & f(x, \dot{x}) - \Delta f(x, \dot{x}) - d(x, \dot{x}) + ce = -\Delta f(x, \dot{x}) + \hat{\Delta f}(x, \dot{x}) - \\ & \eta_2 \text{sign}(s) - qs - d(x, \dot{x}) = -\tilde{\Delta f}(x, \dot{x}) - \eta_2 \text{sign}(s) - qs - \\ & d(x, \dot{x}) \end{aligned} \quad (35)$$

式中:

$$\begin{aligned} \tilde{\Delta f}(x, \dot{x}) = & \Delta f(x, \dot{x}) - \hat{\Delta f}(x, \dot{x}) = H(z, \omega, b)\tilde{\beta} + \varepsilon = \\ & H(z, \omega, b)\beta^* + \varepsilon - H(z, \omega, b)\hat{\beta} \end{aligned} \quad (36)$$

定义:

$$\tilde{\beta} = \beta^* - \hat{\beta} \quad (37)$$

选取李亚普诺夫函数为:

$$V = \frac{1}{2}s^2 + \frac{1}{2}\sigma \tilde{\beta}^T \tilde{\beta} \quad (38)$$

将式(38)两边对时间求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & s\dot{s} + \sigma \tilde{\beta}^T \dot{\tilde{\beta}} = s(-\tilde{\Delta f}(x, \dot{x}) - \eta_2 \text{sign}(s) - qs - \\ & d(x, \dot{x})) + \sigma \tilde{\beta}^T \dot{\tilde{\beta}} = s(-H(z, \omega, b)\tilde{\beta} - \varepsilon - \eta_2 \text{sign}(s) - \\ & qs - d(x, \dot{x})) + \sigma \tilde{\beta}^T \dot{\tilde{\beta}} = \tilde{\beta}^T(-sH(z, \omega, b) + \sigma \dot{\tilde{\beta}}^T) - \\ & s(\eta_2 \text{sign}(s) + qs + d(x, \dot{x}) + \varepsilon) = \tilde{\beta}^T(-sH(z, \omega, b) + \\ & \sigma \dot{\tilde{\beta}}^T) - (\eta_2 \text{sign}(s) + qs + d(x, \dot{x}) + \varepsilon) \end{aligned} \quad (39)$$

由于 $\dot{\tilde{\beta}} = -\dot{\hat{\beta}}$, 将式(34)代入式(39)可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -s(\eta_2 \text{sign}(s) + qs + d(x, \dot{x}) + \varepsilon) = -\eta_2 |s| - qs^2 - \\ & sd(x, \dot{x}) - s\varepsilon < -\eta_2 |s| - qs^2 + |s| |d(x, \dot{x})| + |s| \\ & |\varepsilon| < -\eta_2 |s| + D |s| + \varepsilon_N |s| \end{aligned} \quad (40)$$

表 1 系统参数的标称值及乘性不确定性区间

Table 1 The nominal values and interval multiplicative uncertainty of system parameters

参数	标称值	乘性不确定性区间	参数	标称值	乘性不确定区间
k_1	0.2 A/V	/	J_1	$5.03 \times 10^{-4} \text{ kgm}^2$	$[-0.061, 0.017]$
k_2	1 Nm/A	/	J_2	$4.87 \times 10^{-3} \text{ kgm}^2$	$[-0.033, 0.026]$
k_3	1/18	/	N_1	10 rad/Nm	$[-0.023, 0.030]$
k_4	1/0.105 m	/	N_2	10 rad/Nm	$[-0.091, 0.011]$
k_f	$1.72 \times 10^{-3} \text{ Nms/rad}$	$[-0.016, 0.015]$	k_{f2}	$1.86 \times 10^{-3} \text{ Nm/rad}$	$[-0.022, 0.015]$
F_u	$5.63 \times 10^{-2} \text{ Nm}$	$[-0.062, 0.033]$	F_{u2}	$1 \times 10^{-3} \text{ Nm}$	$[-0.020, 0.013]$
k_{f1}	$3.55 \times 10^{-2} \text{ Nms/rad}$	$[-0.011, 0.078]$	m	20.7 kg	$[-0.010, 0.022]$
F_{u1}	$6.05 \times 10^{-2} \text{ Nm}$	$[-0.031, 0.015]$	R_1	1 Ω	$[-0.078, 0.019]$

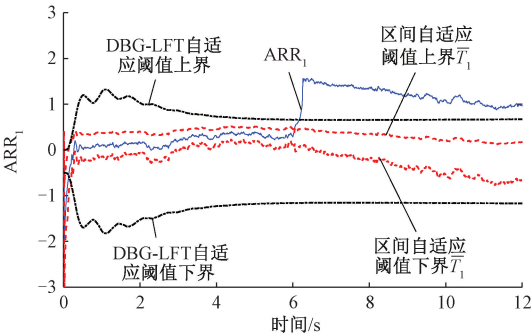


图 5 后轮摩擦力故障时 ARR_1 响应

Fig. 5 The response of ARR_1 under rear wheel friction fault

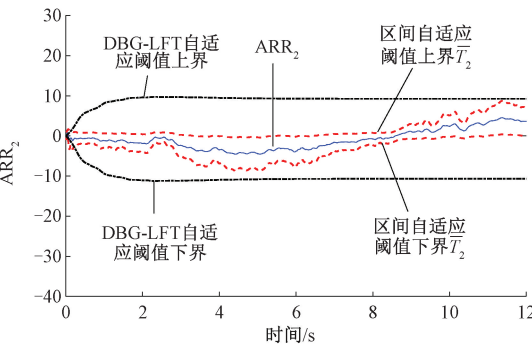


图 6 后轮摩擦力故障时 ARR_2 响应

Fig. 6 The response of ARR_2 under rear wheel friction fault

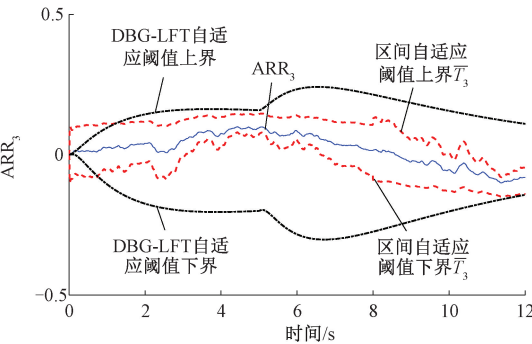


图 7 后轮摩擦力故障时 ARR_3 响应

Fig. 7 The response of ARR_3 under rear wheel friction fault

当 CV 为非零向量时,检测到参数故障的发生,决策机制将控制律 u_{no} 切换至控制律 u_f 。图 8 为 ELM 估计结果,在故障发生后,ELM 估计出故障函数的幅值,并将估计结果作为控制律中用来补偿未知参数故障的控制项,维持系统在故障条件下的稳定性。图 9 为 3 种控制方法下的后轮角速度响应,从图中可以看出,主动容错控制器在故障发生后,经过短时间调整,实现速度快速收敛,确保了电动代步车在参数故障下的速度跟踪性能,而 PID 控制和常规滑模控制在故障发生后,跟踪性能出现了下降。

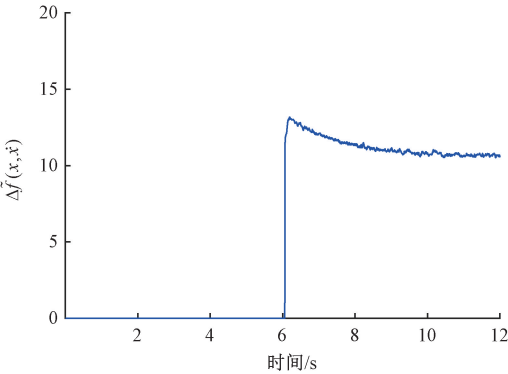


图 8 $\Delta f(x, \dot{x})$ 的估计

Fig. 8 Estimation of $\Delta f(x, \dot{x})$

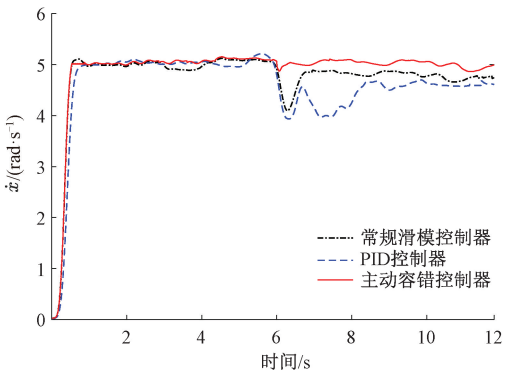


图 9 电动代步车系统输出

Fig. 9 The output of electric scooter system

为了更加直观地比较不同控制策略的容错性能,采用平均跟踪误差 (average tracking error, ATE) 和最大绝对值跟踪误差 (maximum absolute error, ME) 这两个指标进行定量分析, ATE 和 MAE 定义如下^[17]:

$$ATE = 10^2 \sqrt{\sum_{i=1}^{N_d} e^2(i)} / N_d$$

(44)

$$MAE = \max(|e(i)|)$$

(45)

式中: N_d 为采样点总数。

表 2 为对比结果,可以看出,在故障发生之后,本文所提出的主动容错控制器可以获得最小的 ATE 以及 MAE,也就是说,主动容错控制方法在参数故障条件下仍能够维持满意的控制性能。

表 2 3 种控制器的实验性能比较

Table 2 Performance comparisons of three controllers

评价指标	PID 控制器	常规滑模控制器	容错控制器
ATE/(rad·s ⁻¹)	3.297	2.946	1.891
MAE/(rad·s ⁻¹)	1.165	1.099	0.125

5 结 论

本文研究了一种基于区间自适应阈值和控制律重构的主动容错方法,应用于存在参数不确定性和参数故障的电动代步车系统中。首先,基于键合图和 LFT 理论建立电动代步车系统 UDBG 模型,根据 UDBG 模型推导 I-ARRs,设计区间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,构建基于 ELM 的滑模控制律进行参数故障下的容错控制。利用故障检测结果进行控制律的实时切换,从而实现参数故障下的主动容错控制。通过实验验证,表明所提出的区间自适应阈值相对于 DBG-LFT 自适应阈值对故障更加灵敏,可以提高故障检测性能。此外,基于 ELM 的滑模容错控制律,能够确保故障条件下的速度跟踪性能。

参考文献

[1] DJEZIRI M A, MERZOUKI R, BOUAMAMA B O, et al. Fault diagnosis and fault-tolerant control of an electric vehicle over-actuated [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(3) :986-994.

[2] 张秋艳,高平安,高海,等. 一种锂电池组故障诊断在线监测设计[J]. 国外电子测量技术,2019,38(12): 111-114.

ZHANG Q L, GAO P AN, GAO H, et al. On-line monitoring design of lithium battery pack fault diagnosis[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38 (12) : 111-114.

[3] 牛刚,曹雪杰,秦肖肖. 高速列车双通道速度传感器故

障检测与隔离研究[J]. 仪器仪表学报,2019,40(1) : 158-165.

NIU G, CAO X J, QIN X X. Research on fault detection and isolation of dual channel speed sensor for high-speed train [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(1) :158-165.

[4] 胡业林,代斌,宋晓. 基于小波包和 AFSA-SVM 的电机故障诊断[J]. 电子测量技术,2021,44(2) :48-55.

HU Y L, DAI B, SONG X. Motor fault diagnosis based on wavelet packet and AFSA-SVM [J]. Electronic Measurement Technology, 2021,44(2) :48-55.

[5] 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. Brushless DC motor sensor fault detection and fault-tolerant system based on neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(2) :87-93.

[6] GAO Z, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6) : 3757-3767.

[7] 谈恩民,李峰. 结合 LMD 云模型和 ABC-LSSVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2020, 34(2) :80-87.

TAN EN M, LI F. Analog circuit fault diagnosis combined with LMD cloud model and ABC-LSSVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(2) :80-87.

[8] SIONTOROU C G, BATZIAS F A, TSAKIRI V. A knowledge-based approach to online fault diagnosis of FET biosensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59 (9) : 2345-2364.

[9] WU C, GUO C, XIE Z, et al. A signal-based fault detection and tolerance control method of current sensor for PMSM drive [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018,65(12) :9646-9657.

[10] 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.

[11] TIAN S, YANG C, CHEN F et al. Circle equation-based fault modeling method for linear analog circuits [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(9) :2145-2159.

[12] YU M, WANG D, LUO M. Model-based prognosis for

- hybrid systems with mode-dependent degradation behaviors [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1):546-554.
- [13] 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.
- [14] CHEN T, L CHEN L, XU X, et al. Passive fault-tolerant path following control of autonomous distributed drive electric vehicle considering steering system fault [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 123: 298-315.
- [15] 陶婕,肖本贤. 电动叉车 EPS 系统执行器与传感器的容错控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 85-93.
- TAO J, XIAO B X. Fault-tolerant control of actuators and sensors for EPS system of electric forklift system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8):85-93.
- [16] ZHANG G, ZHANG H, HUANG X, et al. Active fault-tolerant control for electric vehicles with independently driven rear in-wheel motors against certain actuator faults[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(5):1557-1572.
- [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。

E-mail: yu0202@hfut.edu.cn.

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



杨柳(通信作者), 2018 年于合肥学院获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断与容错控制。

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

Yang Liu (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2018 from Hefei University, now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include fault diagnosis and fault tolerant control.



杨荣立, 2011 年于西安电子科技大学获得学士学位, 现为江淮汽车技术中心乘用车研究院主管工程师, 主要研究方向为汽车新产品试制验证。

E-mail: 578638963@qq.com

Yang Rongli received his B. Sc. degree in 2011 from Xidian University, now he is an engineer in charge at Technical Center of Anhui Jianghuai Automobile Corporation. His main research interests include trial production and verification of new automobile products.