

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003767

多电飞机非相似余度作动系统的分布式故障估计*

郁明 郭晖 肖晨雨

(合肥工业大学 电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘要:研究基于键合图模型的多电飞机非相似余度作动系统的分布式故障估计方法。首先,采用键合图方法对多电飞机余度作动系统进行建模。由于该模型结构复杂,采用传统的基于全局模型的故障诊断方法计算效率不高,且扩展性较差。为了解决这些问题,通过模型分解方法对全局模型进行结构分解,得到若干个计算独立的局部子模型。其次,基于局部子系统模型,推导解析冗余关系进行分布式故障检测和隔离。最后,提出基于模糊扩展卡尔曼滤波(FEKF)的分布式故障估计算法。仿真结果验证了分布式故障估计方法的有效性。

关键词:非相似余度作动系统;解析冗余关系;模型分解;分布式故障估计

中图分类号: V240.2; TN6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4020

Distributed fault estimation of dissimilar redundant actuation system of more electric aircraft

Yu Ming Guo Hui Xiao Chenyu

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

Abstract: In this paper, the distributed fault estimation method of more electric aircraft dissimilar redundant actuation system based on bond graph model is investigated. Firstly, the bond graph technique is used to model the redundant actuation system of more electric aircraft. Since the developed model is very complex, the computational efficiency is low and the scalability is poor. To solve these problems, the global bond graph model is decomposed into local computational independent sub-models based on model decomposition. Secondly, analytical redundancy relations (ARRs) are established for distributed fault detection and isolation based on the sub-models. Finally, a fuzzy extended Kalman filter (FEKF) based distributed fault estimation method is proposed. The simulation results verify the effectiveness of the distributed fault estimation method.

Keywords: dissimilar redundant actuation system; analytical redundancy relation; model decomposition; distributed fault estimation

0 引言

随着功率电传动技术的进步和飞机电气电子技术的发展,功率电传作动系统开始逐渐在飞机上得到应用。作为多电飞机的关键技术,功率电传作动系统不但降低了飞机的重量,而且优化了飞机的能源系统^[1]。由于功率电传作动器存在尚未解决的滚珠丝杆卡死、散热等技术难题^[2-3],液压伺服作动器(servo-controlled hydraulic actuator, SHA)目前无法被功率电传作动器完全取代。因此,通常在飞机上采用由机电作动器(electromechanical

actuator, EMA)和SHA组合成的非相似余度作动系统进行过渡。然而,非相似余度作动系统包含两种不同类型的作动器,系统复杂度和元器件数目的增加,会提高系统发生故障的概率^[4]。因此,从提高余度作动系统的可靠性和安全性方面来说,对EMA和SHA组成的余度作动系统进行故障诊断具有重要的研究意义。

一般来说,故障诊断方法大致可分为基于数据的方法和基于模型的方法。基于数据的方法除了需要实时数据外,还需要大量的历史数据,但在某些系统中,一些特定的故障数据获取困难^[5-7]。对于物理模型易于确定的系统,基于模型的方法具有一定的优势^[8]。文献[9]针

收稿日期: 2020-12-11 Received Date: 2020-12-11

* 基金项目: 国家自然科学基金(61673154)项目资助

对线控转向电动叉车系统实现了基于模型的故障检测和隔离。文献[10]针对飞机冗余动作系统进行了基于全局键合图模型的故障诊断,该方法基于单故障假设。然而,由于系统的复杂程度高,会导致对全局系统进行故障诊断,计算效率不够理想。因此,采用分布式的故障诊断方法能够进一步提高计算效率。文献[11]利用水回收系统反渗透子系统的模拟模型,验证了基于结构模型分解的分布式参数估计方法可以在不损失估计精度和鲁棒性的前提下,有效地缩短参数估计的时间。文献[12]提出一种将定性故障隔离与定量故障辨识相结合的故障诊断方法,并将该方法成功地应用到航天器配电系统的诊断和预测平台中。文献[13]提出一种基于结构模型分解的分布式预测方法,将基于全局模型的预测问题分解为基于子模型的局部预测问题。通过对离心泵系统进行仿真分析,验证了分布式预测方法不仅在预测精度上与基于全局模型的集中式方法相当,而且计算成本更低。

在基于模型的故障诊断方法中,基于键合图的故障诊断方法受到广泛关注。键合图是一种图形化的建模工具,为电气、液压、机械等多能域的系统提供了统一的建模方法^[14]。基于模型的故障诊断方法的性能取决于系统模型的质量,系统复杂程度的增加会加大建立系统模型的难度。然而,键合图对系统中不同能域进行统一的方式建模,为复杂系统的故障诊断提供了一个有效的方法。文献[15]利用基于键合图的故障诊断方法实现飞跨电容型三电平逆变器参数性故障的检测和隔离。文献[16]提出一种将混杂键合图与离散事件方法结合的故障诊断方法,基于自动驾驶汽车电源管理系统平台,验证了该方法不仅可以有效地跟踪系统模式,而且可以判断该模式是故障模式还是正常模式。为了将分布式故障诊断技术应用于结构复杂的系统,首先需要利用键合图方法对复杂系统进行建模,通过特定的因果分配方法,将获得全局诊断混杂键合图^[17]。接着,对全局系统进行离线分析,以传感器为基本单元,从全局系统中提取最小子系统诊断键合图,推导出子系统的分布式解析冗余关系(distributed analytical redundancy relations, DARR),基于DARR进行故障诊断。

本文针对SHA/EMA余度系统的分布式故障估计研究主要分为以下几个部分:首先分析SHA/EMA余度系统的工作原理,建立系统的全局键合图模型。接着采用模型分解方法将全局模型分解为最小子系统,推导出DARR。然后,提出基于模糊扩展卡尔曼滤波的分布式故障估计算法。最后针对多故障进行仿真分析,验证方法的有效性。

1 SHA/EMA余度动作系统模型

SHA/EMA余度动作系统在飞机舵面处采用力综合

的方式,共同驱动负载。对于SHA,电液伺服阀的输入电流为 i_v ,在输入电流的作用下伺服阀阀芯产生输出位移 x_v 。那么,电液伺服阀的输入输出关系式为:

$$\frac{x_v(s)}{i_v(s)} = \frac{K_v \omega_v^2}{s^2 + 2\varepsilon_v \omega_v s + \omega_v^2} \quad (1)$$

式中: K_v 为伺服阀的电流增益; ω_v 为伺服阀的固有频率; ε_v 为伺服阀的阻尼比; $i_v(s)$ 表示输入的拉式变换量; $x_v(s)$ 表示输出的拉式变换量。

根据电液伺服阀的工作原理,伺服阀的阀芯位移会产生液压缸腔的供给流量 q_L 。这里,供给流量与负载压力的关系进行线性化处理后可表示为:

$$q_L = K_q x_v - K_c P_L \quad (2)$$

$$K_q = \frac{\partial q_L}{\partial x_v} \quad (3)$$

$$K_c = \frac{\partial q_L}{\partial P_L} \quad (4)$$

式中: K_q 为流量增益; K_c 为流量-压力系数; P_L 为活塞两端液压缸腔的压力差。

计算液压缸腔内的流量关系时,需要考虑液压缸内液体的液容效应和液压缸的内部泄漏,分别用容性元件 C_{hj} 和阻性元件 R_{il} 表示。液压缸内的流量方程为:

$$q_L = A_h v_p + C_{hj} \frac{dP_L}{dt} + \frac{P_L}{R_{il}} \quad (5)$$

式中: v_p 为液压缸活塞线速度; A_h 为活塞有效面积; R_{il} 为内泄漏系数; C_{hj} 为液压缸内液体的液容效应。

活塞两端液压缸产生压力差,在活塞上产生推力,考虑活塞质量和黏性阻尼,得到活塞的力平衡方程:

$$A_h P_L = m_h \frac{dv_p}{dt} + B_h v_p + F_H \quad (6)$$

式中: m_h 为活塞的等效质量; B_h 为活塞黏性阻尼; F_H 为活塞作用在舵面负载上的力。

由式(6)可知,作用在活塞上的力克服活塞的阻力和加速度后即为SHA作用在舵面负载上的力。

对于EMA,直流电机的输入电压为 U_a ,电机的电势平衡方程为:

$$U_a = L_w \frac{di_m}{dt} + R_w i_m + K_m \omega \quad (7)$$

式中: L_w 为电机电感; R_w 为电机电阻; i_m 为电机电流; K_m 为电机电磁力矩常数; ω 为电机角速度。

电机转矩平衡方程:

$$K_m i_m = J_m \frac{d\omega}{dt} + f_m \omega - S_e + T_m \quad (8)$$

式中: J_m 为滚珠丝杆转动惯量; f_m 为轴承摩擦系数; S_e 为电机转子启动摩擦转矩; T_m 为电机输出转矩。

电机输出转矩作用在滚珠丝杆上,带动滚珠丝杆做直线运动,这里考虑滚珠丝杆的刚度,滚珠丝杆的线速

度为:

$$v = \frac{P}{2\pi}\omega - \frac{1}{K_s} \frac{dF_c}{dt} \quad (9)$$

式中: P 为滚柱丝杆导程; K_s 为滚珠丝杆刚度; F_c 为电机作用在滚珠丝杆上的力。

考虑滚珠丝杆质量和黏性阻尼, 滚珠丝杆上力平衡方程:

$$F_c = \frac{2\pi}{P}T_m \quad (10)$$

$$\frac{2\pi}{P}T_m = f_r v + m \frac{dv}{dt} + F_E \quad (11)$$

式中: m 为滚珠丝杆质量; f_r 为滚珠丝杆黏性摩擦系数, F_E 为滚珠丝杆作用在舵面负载上的力。

由式(11)可知, 电机作用在滚珠丝杆上的力克服滚珠丝杆的阻力和加速度后即为 EMA 作用在舵面负载上的力。

考虑舵面与滚珠丝杆、活塞的连接刚度, 舵面移动的线速度为:

$$v_1 = v - \frac{1}{K_1} \frac{dF_E}{dt} = v_p - \frac{1}{K_2} \frac{dF_H}{dt} \quad (12)$$

式中: v_1 为舵面移动的线速度; K_1 为舵面与滚珠丝杆的连接刚度; K_2 为舵面与活塞杆的连接刚度。

考虑舵面的质量和黏性阻尼, 舵面上的力平衡方程为:

$$F_E + F_H + F_1 = m_r \frac{dv_1}{dt} + B_d v_1 + K_d x_1 \quad (13)$$

式中: F_1 为舵面负载力; m_r 为舵面等效质量; B_d 为舵面

等效黏性阻尼系数; K_d 为舵面平稳负载的比例系数; x_1 为舵面位移。

系统的模型可描述为:

$$S = M\{\theta_M, U_M, Y_M, CA_M\} \quad (14)$$

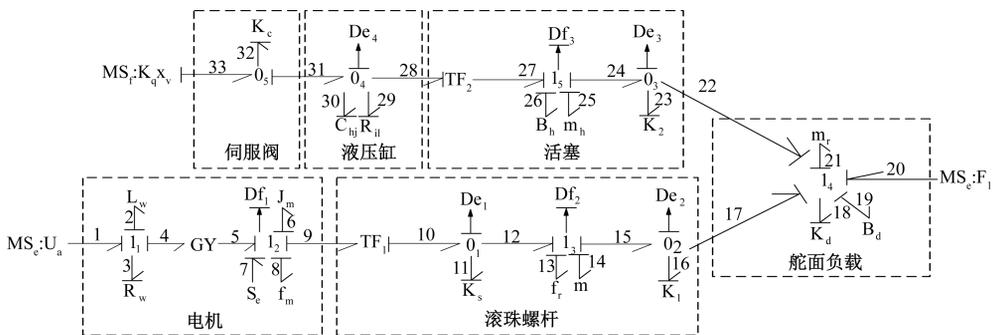
式中: θ_M 为系统的参数; $U_M = \{K_q x_v, U_a\}$ 为系统输入; Y_M 为传感器测量的系统输出。 CA_M 为约束方程。

$$\theta_M = \{R_M, C_M, I_M, TF, GY\} \quad (15)$$

式中: $R_M = \{R_w, f_m, f_r, B_h, R_{il}, K_c, K_d\}$ 为耗能元件; $C_M = \{K_s, K_1, C_{hj}, K_2, B_d\}$ 和 $I_M = \{L_w, J_m, m, m_h, m_r\}$ 为储能元件; $TF = \{TF_1, TF_2\}$ 为变换器; GY 为回转器。

由式(5)和(6)可知, 活塞的有效面积 A_h 可以用键合图的变换器 TF_2 表示。由式(7)和(8)可知, 电机电磁力矩常数 K_m 可以用键合图中的回转器 GY 表示。由式(9)和(10)可知, 滚珠丝杆的螺钉半径 $p/2\pi$ 可以用键合图中的变换器 TF_1 表示。安装了 7 个传感器 $\{Df_1, De_1, Df_2, De_2, De_3, Df_3, De_4\}$, 分别测量电机角速度 ω , 电机作用在滚珠丝杆的力 F_c , 滚珠丝杆的线速度 v , 滚珠丝杆作用在舵面负载上的力 F_E , 活塞杆作用在舵面负载上的力 F_H , 活塞移动的线速度 v_p , 活塞两端液压缸腔的压力差 P_L 。

基于以上对 SHA/EMA 余度作动系统工作原理的分析, 建立由电液伺服阀、活塞、电机、滚珠丝杆和飞机舵面等构成的多电机非相似余度作动系统的诊断键合图模型, 如图 1 所示。图 1 中上半部分为 SHA; 下半部分为 EMA。图 1 一共有 33 个功率键, $e_1 \sim e_{33}$ 表示功率键上的势, $f_1 \sim f_{33}$ 表示功率键上的流。



$$S_i = M_i \{ \theta_{M_i}^*, U_{M_i}^*, Y_{M_i}^*, CA_{M_i}^* \} \quad (16)$$

式中: S_i 表示第 i 个子系统; $\theta_{M_i}^* = \{ R_{M_i}, C_{M_i}, I_{M_i} \}$ 表示第 i 个子系统的参数。 $R_{M_i} \subseteq R_M, C_{M_i} \subseteq C_M, I_{M_i} \subseteq I_M; U_{M_i}^*$ 表示第 i 个子系统的局部输入; $Y_{M_i}^*$ 表示第 i 个子系统的局部输出, $CA_{M_i}^*$ 表示每个独立子系统中各元部件的约束, $i = 1, \dots, 7$ 。

2.2 分布式解析冗余关系

模型建立后,根据输入、传感器测量值和模型参数标称值之间的约束条件,即可导出 DARR。图 2 中, $e_{1-1} \sim e_{7-7}$ 表示子系统模型功率键上的势, $f_{1-1} \sim f_{7-7}$ 表示子系统模型功率键上的流。子系统模型的 DARR 如下:

$$DARR_1 = K_m U_a - K_m^2 \omega - L_w J_m \frac{d^2 \omega}{dt^2} - L_w f_m \frac{d\omega}{dt} +$$

$$L_w \frac{P}{2\pi} \frac{dF_c}{dt} + R_w S_e + R_w \frac{P}{2\pi} F_c - J_m R_w \frac{d\omega}{dt} - f_m R_w \omega \quad (17)$$

$$DARR_2 = \frac{P}{2\pi} \omega + v_s - \frac{1}{K_s} \frac{dF_c}{dt} \quad (18)$$

$$DARR_3 = F_c + F_E - f_r v - m \frac{dv}{dt} \quad (19)$$

$$DARR_4 = K_d v + \frac{dF_H}{dt} + \frac{dF_1}{dt} - \frac{dF_E}{dt} - m_r \frac{d^2 \left(\frac{1}{K_1} \frac{dF_E}{dt} - v \right)}{dt^2} -$$

$$B_d \frac{d \left(\frac{1}{K_1} \frac{dF_E}{dt} - v \right)}{dt} - \frac{K_d}{K_1} \frac{dF_E}{dt} \quad (20)$$

$$DARR_5 = K_d v_p + \frac{dF_E}{dt} + \frac{dF_1}{dt} - \frac{dF_H}{dt} -$$

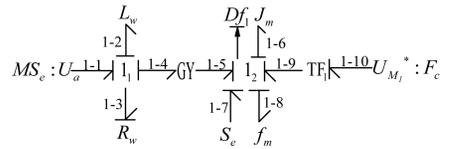
$$m_r \frac{d^2 \left(\frac{1}{K_2} \frac{dF_H}{dt} - v_p \right)}{dt^2} - B_d \frac{d \left(\frac{1}{K_2} \frac{dF_H}{dt} - v_p \right)}{dt} - \frac{K_d}{K_2} \frac{dF_H}{dt} \quad (21)$$

$$DARR_6 = F_H + P_L A_h - m_h \frac{dv_p}{dt} - B_h v_p \quad (22)$$

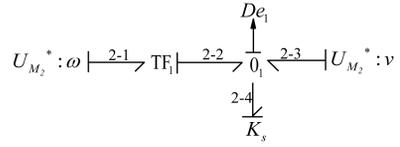
$$DARR_7 = K_q x_v - K_c P_L + A_h v_p - \frac{P_L}{R_{il}} - C_{hj} \frac{dP_L}{dt} \quad (23)$$

2.3 故障特征矩阵

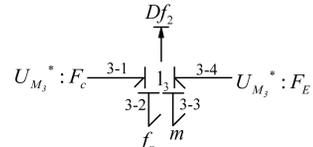
参数故障是指系统元件的物理参数值偏离其标称值^[18-19]。故障产生机理与故障元件内部复杂的动态特性有关。根据液压缸的主要结构件,液压缸的抖动故障的产生机理主要有^[20]缸筒的内孔直线度偏差过大,液压缸运行时,较大侧向内力产生的摩擦力大,导致抖动现象;活塞宽度小,有效支撑宽度小,液压缸运行过程中,活塞在缸筒内运行,受缸筒内直线度和内孔表面轮廓影响,产生抖动现象;液压缸的密封材质摩擦系数高,运行时摩擦



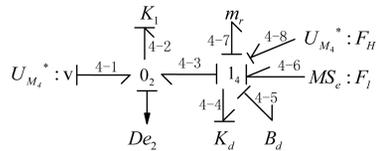
(a) 子系统1的诊断键合图模型
(a) Diagnostic bond graph model of subsystem 1



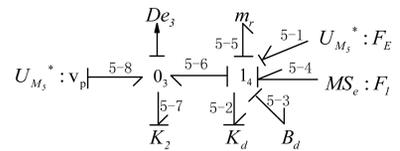
(b) 子系统2的诊断键合图模型
(b) Diagnostic bond graph model of subsystem 2



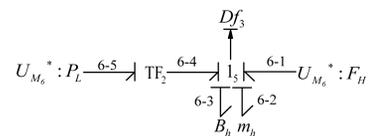
(c) 子系统3的诊断键合图模型
(c) Diagnostic bond graph model of subsystem 3



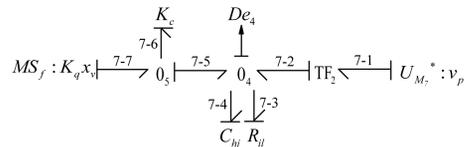
(d) 子系统4的诊断键合图模型
(d) Diagnostic bond graph model of subsystem 4



(e) 子系统5的诊断键合图模型
(e) Diagnostic bond graph model of subsystem 5



(f) 子系统6的诊断键合图模型
(f) Diagnostic bond graph model of subsystem 6



(g) 子系统7的诊断键合图模型
(g) Diagnostic bond graph model of subsystem 7

图 2 最小分布诊断键合

Fig. 2 Minimal distributed diagnosis bond graph

力大,产生抖动。可以得出故障产生机理和元件参数不是一一对应关系,即同一种故障有多种故障产生机理,每种故障产生机理与不同的元件参数有关。根据上述键合

图模型所包含的液压缸及活塞的物理参数,假设液压缸的抖动故障主要由活塞元件的物理参数变化导致,即针对液压缸抖动故障机理因活塞宽度小,有效支撑宽度小造成抖动所涉及的元件参数进行研究。

根据系统的 DARR 就可以确定系统中元件故障的可检测性。DARR 的数值计算称为残差。由 DARR 确定的残差对该 DARR 中所包含参数的故障十分敏感。系统发生故障时,至少有一个残差值超过预定的阈值。为了利用一组残差进行故障的检测,定义一个二进制相干向量 $C = [c_1, c_2, \dots, c_7]$, $c_l = 1$ 表示残差值超过阈值, $c_l = 0$ 表示残差值没有超过阈值, $l = 1, \dots, 7$, 若系统无故障,向量 C 为零向量;若系统出现故障,向量 C 为非零向量。为了更直观的描述故障的可检测性,根据 DARR 和系统参数的关系,可以生成分布式子系统的故障特征矩阵(fault signature matrix, FSM)。子系统 6 和子系统 7 的故障特征矩阵如表 1 所示,其中 $dr_{f_1}, dr_{e_1}, dr_{f_2}, dr_{e_2}, dr_{e_3}, dr_{f_3}, dr_{e_4}$ 表示残差,在残差列下,每个参数对应的行表示该参数的故障特征。表 1 中每一个元素是一个布尔值,取值为 1 表示相应列的残差对相应行的参数故障敏感,取值为 0 表示相应列的残差对相应行的参数故障不敏感。表 1 中最后一列表示故障可检测性,如果某个参数的故障特征中至少包含一个非零元素,则该参数的故障是可检测的,表示为 $D_b = 1$, 若故障不可检测则表示为 $D_b = 0$ 。例如,参数 A_h 的故障特征为 $[0, 0, 0, 0, 0, 1, 1]$, 为非零向量,所以参数 A_h 的故障是可检测的,同时可以得出 dr_{f_3}, dr_{e_4} 对 A_h 故障敏感。

表 1 故障特征矩阵
Table 1 Fault signature matrix

参数	残差							D_b
	dr_{f_1}	dr_{e_1}	dr_{f_2}	dr_{e_2}	dr_{e_3}	dr_{f_3}	dr_{e_4}	
A_h	0	0	0	0	0	1	1	1
m_h	0	0	0	0	0	1	0	1
B_h	0	0	0	0	0	1	0	1
C_{hj}	0	0	0	0	0	0	1	1
R_{il}	0	0	0	0	0	0	1	1

3 基于模糊扩展卡尔曼滤波的故障估计

3.1 基于扩展卡尔曼滤波的故障参数估计

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法主要用于非线性系统的状态估计,是标准卡尔曼滤波在非线性情形下的一种扩展形式,基本思想是利用泰勒级数展开将非线性系统线性化,然后采用卡尔曼滤波框架对信号进行滤波,从而估计系统的状态。为了估计故障

参数的大小,可以将未知参数与系统状态量合并为一个增广向量,在此基础上实现未知参数与原始系统状态的联合估计。

非线性系统的差分方程可以表示成如下形式:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{W}_k) \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{V}_k) \end{cases} \quad (24)$$

式中: f 为非线性系统的状态方程; h 为观测方程; k 为离散时间变量; \mathbf{x}_k 为系统在 k 时刻的状态; \mathbf{u}_k 为系统在 k 时刻的输入; \mathbf{Z}_k 为对应状态的观测值; \mathbf{W}_k 和 \mathbf{V}_k 分别表示过程噪声和观测噪声,假设噪声都服从高斯分布。

增广状态向量为:

$$\mathbf{x}'_k = [x_k \theta_{1,k} \dots \theta_{m,k}]^T \quad (25)$$

式中: $\theta_{m,k}$ 为可能的故障参数, m 为可能故障参数的数目。

联合估计的系统方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}'_{k+1} = f(\mathbf{x}'_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{W}_k) \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{x}'_k, \mathbf{V}_k) \end{cases} \quad (26)$$

在式(26)的基础上,利用 EKF 算法进行参数估计的步骤如下。

1) 一步预测:

$$\mathbf{x}'_{k+1|k} = f(\mathbf{x}'_{k|k}, \mathbf{u}_k, \mathbf{W}_k) \quad (27)$$

式中: $\mathbf{x}'_{k|k}$ 为系统在 k 时刻的状态估计值。

2) 一步预测状态误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_{k+1|k} \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_{k+1|k}^T + \mathbf{Q}_{k+1} \quad (28)$$

式中: \mathbf{F} 为雅克比矩阵; \mathbf{Q} 为过程噪声的方差。

3) 更新滤波增益:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T [\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1}]^{-1} \quad (29)$$

式中: \mathbf{H} 为观测矩阵; \mathbf{R} 为观测噪声的方差。

4) 计算残差:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} = \mathbf{Z}_{k+1} - h(\mathbf{x}'_{k+1|k}) \quad (30)$$

5) k 时刻状态估计:

$$\mathbf{x}'_{k+1|k+1} = \mathbf{x}'_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k+1} \quad (31)$$

6) k 时刻状态误差协方差矩阵估计:

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}] \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (32)$$

重复步骤 1)~6) 直至结束时刻。

3.2 模糊扩展卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法要求有可靠的数学模型和精确的噪声统计特性才能获得最优估计值,而系统的结构参数和噪声具有不确定性,因此通过观测值和状态估计值在估计过程中自适应地调整先验信息,从而达到提高估计精度的目的。本文引入基于方差调节的自适应因子,由于自适应因子与方差之间的关系难以通过公式精确地表达,所以设计模糊推理系统来确定自适应因子的取值。

观测量的方差估计值:

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{\boldsymbol{\varepsilon}_k^T \mathbf{P}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k}{r_k - \text{tr}(N^{-1} N_k)} \quad (33)$$

$$N_k = A_k^T P_k A_k \quad (34)$$

$$N = N_k + P_{x_k} \quad (35)$$

式中: r_k 为观测量的数目; $tr(\cdot)$ 为矩阵的迹; P_k 为观测量的等效权重矩阵; $P_{x_k} = P_{klk-1}^{-1}$ 为预测状态量的等效权重矩阵。

预测状态量的方差估计值:

$$\hat{\sigma}_{x_k}^2 = \frac{\Delta x_k^T P_{x_k} \Delta x_k}{s_k - tr(N^{-1} P_{x_k})} \quad (36)$$

$$\Delta x_k = x'_{klk} - x'_{klk-1} \quad (37)$$

式中: s_k 为预测状态量的数目。

残差的协方差矩阵:

$$D(\varepsilon) = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^k \varepsilon_{k-j} \varepsilon_{k-j}^T - H_k P_{klk-1} H_k^T \quad (38)$$

式(33)和(34)中, P_k 为对角矩阵, 矩阵中的元素

$P_{k,i}$:

$$P_{k,i} = \gamma_{ii} P_{t_i} \quad (39)$$

$$P_{t_i} = \frac{1}{\sigma_{k,i}^2} \quad (40)$$

$$\gamma_{ii} = \begin{cases} 1, & |\tilde{v}_i| \leq c \\ \frac{c}{|\tilde{v}_i|}, & |\tilde{v}_i| > c \end{cases} \quad (41)$$

式中: $\sigma_{k,i}^2$ 为 k 时刻残差的协方差矩阵对角线的元素; γ_{ii}

为缩减因子; $\varepsilon_{k,i}$ 为 ε_k 的第 i 个元素; $\tilde{v}_i = \varepsilon_{k,i} / \sigma_{k,i}$ 为标准

化残差; $i = 1, 2, \dots, 10, c$ 为常数, 一般取值为 $1.0 \sim 1.5$ 。

方差估计值的比率作为检验统计量:

$$G_k = \frac{\hat{\sigma}_k^2}{\sigma_x^2} \quad (42)$$

本文利用预测的状态估计量的方差和观测状态量的方差之间的差异, 建立具有模糊逻辑的自适应因子 α 。通过设计模糊逻辑推理系统, 实时监测扩展卡尔曼滤波算法中每一步观测量方差与预测状态量方差的比值, 利用模糊推理调整滤波增益。

本文设计的模糊推理系统为单输入单输出, 输入量 G_k 的输入语言值 \tilde{A} {“零”(ZO), “正小”(PS), “正大”(PB)}, 输出量 α 的输出语言值 \tilde{B} {“零”(ZO), “正小”(PS), “正大”(PB)}。模糊化是将系统输入的精确量转化为模糊量, 设置输入变量的论域 $G_k \in [00.04]$, 输出量的论域 $\alpha \in [01]$ 。输入量的取值离散化为 3 个等级, 表示为 $\{x_1, x_2, x_3\} = \{0.01, 0.02, 0.03\}$, 输出量的取值离散化为 3 个等级, 表示为 $\{y_1, y_2, y_3\} = \{0, 0.5, 1\}$ 。每一等级对应一个模糊集, 模糊集的值由隶属度函数值组成。隶属度函数如图 3 所示。

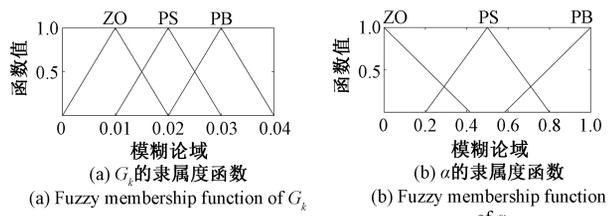


图 3 模糊隶属度函数

Fig. 3 Fuzzy membership function

模糊推理是把模糊化处理后的输入量经过模糊规则推理生成输出模糊量的过程。

当 $\hat{\sigma}_x^2 \leq \hat{\sigma}_k^2$, 表示模型的误差很小, 即取 $\alpha = 1$; 当 $\hat{\sigma}_x^2 > \hat{\sigma}_k^2$, 表示需要减小模型预测状态对估计状态的贡献, 即取 $\alpha < 1$ 。根据以上结论设计本文的模糊规则, 如表 2 所示。

表 2 模糊控制规则

Table 2 Fuzzy control rule

输入 G_k	输出 α
ZO	PB
PS	PS
PB	ZO

本文采用的模糊推理及反模糊化方法为最大-最小值-重心法。

$$\mu_B = \mu_{A_1}(x) \wedge [(\mu_{A_1}(x) \wedge \mu_{B_1}(y)) \vee (\mu_{A_2}(x) \wedge \mu_{B_2}(y)) \vee \dots \vee (\mu_{A_i}(x) \wedge \mu_{B_i}(y))] \quad (43)$$

式中: $\mu_{A_i}(x)$ 为输入量在第 i 条规则下的隶属度值, $i = 1, 2, 3$; $\mu_{B_i}(y)$ 为输出量在第 i 条规则下的隶属度值; μ_B 为已知规则前件下对应输出量的隶属度值。

反模糊化是将输出模糊量转化为精确量的过程, 得到输出的清晰值为:

$$\alpha = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_B(y_j) y_j}{\sum_{j=1}^n \mu_B(y_j)} \quad (44)$$

式中: $\mu_B(y_j)$ 为已知规则前件下, 第 j 个离散值对应输出量的隶属度值, $n = 3$ 。

基于观测量和预测状态量方差之比所决定的自适应因子, 平衡了观测量和预测状态量对于状态估计的影响, 改进后的卡尔曼滤波增益为:

$$\bar{K}_{k+1} = \frac{1}{\alpha_{k+1}} P_{k+11k} \cdot H_{k+1}^T \cdot \left[\frac{1}{\alpha_{k+1}} H_{k+1} \cdot P_{k+11k} \cdot H_{k+1}^T + R_{k+1} \right]^{-1} \quad (45)$$

式中: α_{k+1} 为 $k + 1$ 时刻的自适应因子。

4 仿真分析

为了验证基于 FEKF 的分布式故障估计算法的有效性,进行了仿真研究。系统标称参数值如表 3 所示。本文在多参数故障情况下进行故障参数的估计,分析了液压缸活塞抖动故障。通过减小活塞有效面积 A_h 和液压缸等效黏性阻尼 B_h 可注入液压缸活塞抖动故障。系统仿真时间为 10 s。

表 3 SHA/EMA 冗余系统的仿真参数
Table 3 Simulation parameters of SHA/EMA redundant system

参数	数值	参数	数值
K_q	$2.7 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$	R_w	$1.5 \ \Omega$
K_c	$1.75 \times 10^{-11} \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{Pa}^{-1}$	K_m	$0.2 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{A}^{-1}$
K_v	$1.52 \times 10^{-4} \text{ m} \cdot \text{A}^{-1}$	J_m	$0.0012 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$
C_{hj}	$4.59 \times 10^{-14} \text{ Pa} \cdot \text{m}^{-3}$	S_e	$-0.01 \text{ N} \cdot \text{m}$
R_{il}	$5.0 \times 10^{11} \text{ Pa} \cdot (\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})^{-1}$	U	40 V
A_h	$1.47 \times 10^{-3} \text{ m}^2$	P	0.00254 m
B_h	$10000 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$	K_s	$3 \times 10^8 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$
m_h	55 kg	K_1	$1.0 \times 10^8 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$
K_2	$1.0 \times 10^8 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$	m	1 kg
m_r	600 kg	L_w	0.0025 H
B_d	$2300 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$	F_1	-10000 N
f_m	$-0.0004 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$	K_d	$4.57 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1}$
f_r	$1.0 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} \cdot \text{rad}^{-1}$		

4.1 故障检测结果

系统残差响应如图 4 所示,图中虚线为阈值的上下界,阈值是根据无故障情况下残差波动的最大幅值设定,残差超出阈值表示检测到故障。仿真中阈值分别设定为 $\{0.06, 0.2, 0.13, 2, 1.2, 0.6, 0.4\}$ 。仿真分析中的过程噪声和观测噪声设置为高斯噪声,过程噪声和观测噪声的方差分别为 5×10^{-5} 和 5×10^{-2} 。从图 4(a)~(e)可以看出,残差 $dr_{f_1}, dr_{e_1}, dr_{f_2}, dr_{e_2}, dr_{e_3}$ 没有超出阈值。从图 4(f)可以看出,残差 dr_{f_3} 在第 4 s 超出阈值。从图 4(g)可以看出,残差 dr_{e_4} 在第 5.62 s 超出阈值。结果表明,在子系统 6 和子系统 7,残差超出阈值,其余子系统残差没有超过阈值。相干向量 $C=[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1]$,通过比较相干向量与 FSM 可以隔离出可能的故障集,由于 K_c, K_q 为设定的增益系数和比例系数,不考虑作为可能故障参数,可能故障集为 $\{A_h, A_h \& R_{il}, A_h \& m_h, A_h \& B_h, A_h \& C_{hj}, m_h \& R_{il}, m_h \& C_{hj}, B_h \& R_{il}, B_h \& C_{hj}, A_h \& R_{il} \& m_h, A_h \& R_{il} \& B_h, A_h \& R_{il} \& C_{hj}, A_h \& m_h \& B_h, A_h \& m_h \& C_{hj}, A_h \& B_h \& C_{hj}\}$ 。

$m_h \& B_h \& C_{hj}, C_{hj} \& R_{il} \& m_h, C_{hj} \& R_{il} \& B_h, A_h \& R_{il} \& m_h \& B_h, A_h \& R_{il} \& m_h \& C_{hj}, A_h \& R_{il} \& B_h \& C_{hj}, A_h \& m_h \& B_h \& C_{hj}, m_h \& B_h \& R_{il} \& C_{hj}, A_h \& m_h \& R_{il} \& B_h \& C_{hj}\}$ 。

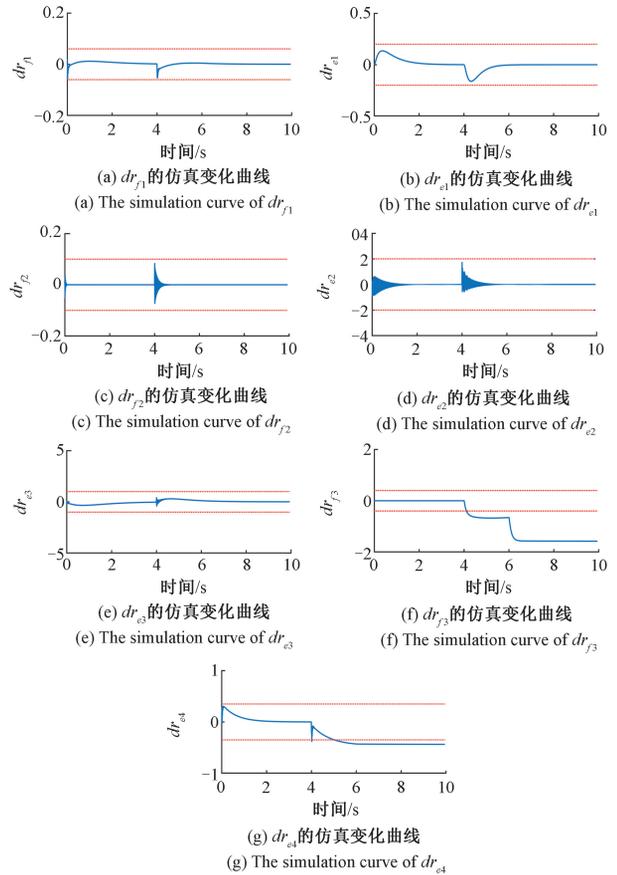


图 4 残差的仿真变化曲线

Fig. 4 The simulation curve of residual

4.2 分布式故障估计结果

如图 2(f)~(g)所示,结合隔离出的可能故障集可知,只有子系统 6 和子系统 7 中的参数发生故障,所以可以将全局系统的估计任务减少为子系统 6 和子系统 7 的估计任务。

利用子系统 6 的估计器进行参数估计。子系统 6 中的参数为 A_h, m_h, B_h , 测量的状态量为 v_p , 估计初始值及初始协方差:

$$x_{0(6)} = [v_p, A_h, m_h, B_h] = [7.7067, 1.47 \times 10^{-3}, 55, 10000]$$

$$P_{0(6)} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-5} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \times 10^{-5} \end{bmatrix}_{4 \times 4}$$

利用子系统 7 的估计器进行参数估计。子系统 7 中的参数为 A_h, R_{il}, C_{hj} , 测量的状态量为 P_L , 估计初始值及初始协方差:

$$\mathbf{x}_{0(7)} = [P_L, A_h, R_{il}, C_{hj}] = [2.112 \times 10^7, 1.47 \times 10^{-3}, 5.0 \times 10^{11}, 4.59 \times 10^{-14}]$$

$$P_{0(7)} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-5} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \times 10^{-5} \end{bmatrix}_{4 \times 4}$$

参数估计结果如图 5 所示。在仿真的第 4 s 注入 A_h 的渐变故障和 B_h 的阶梯式渐变故障,如图 5 (a) 和图 5(b) 虚线所示,仿真的采样时间设置为 0.000 1 s。在子系统 6 中得到 B_h/m_h 估计值,估计结果如图 5 (b) 和 (d) 所示。在子系统 7 中得到 $A_h/R_{il}/C_{hj}$ 的估计值,估计结果如图 5 (a)、(c) 和 (e) 所示。可以得出,EKF 和 FEKF 最终都能收敛至一个稳态值。参数估计值和实际值如表 4 所示,表 4 中 $B_h(1)$ 表示 B_h 在第 4~6 s 的值, $B_h(2)$ 表示 B_h 在第 6~7 s 的值。由结果可知,稳态值的相对误差不得超过 10%,故障参数 A_h/B_h 成功隔离。通过对比可知,分别采用 EKF 和 FEKF 算法后者的估计误差更小,能有效提高估计精度。

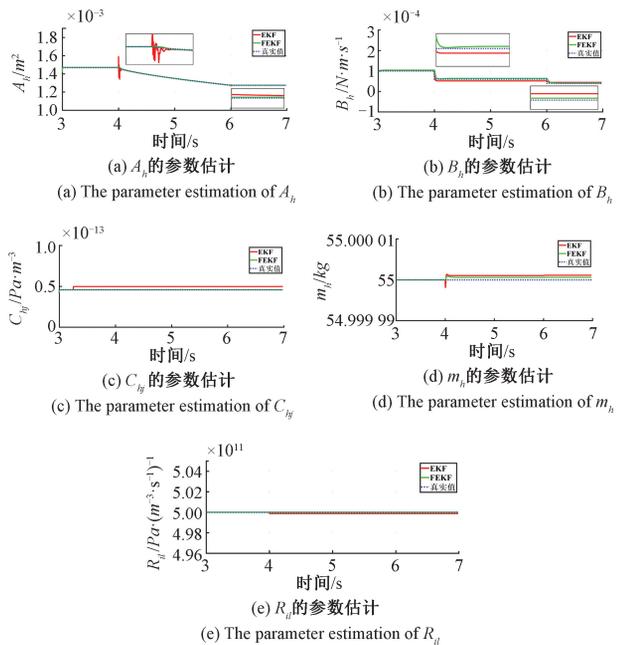


图 5 故障参数估计

Fig. 5 Estimation of fault parameter

表 4 仿真结果

Table 4 Simulation results

参数	估计值(EKF)	FEKF	实际值	EKF/%	FEKF/%
A_h/m^2	0.000 128 6	0.000 129 1	0.000 127 5	1.2	0.86
$B_h(1)/(N \cdot s \cdot m^{-1})$	5 389	6 395	6 000	10.1	6.5
$B_h(2)/(N \cdot s \cdot m^{-1})$	4 204	4 103	4 000	5.1	2.6
m_h/kg	55.000 000 5	55.000 000 39	55	9.1×10^{-5}	7.09×10^{-5}
$C_{hj}/(Pa \cdot m^{-3})$	4.63×10^{-14}	4.57×10^{-14}	4.59×10^{-14}	0.87	0.43
$R_{il}/(Pa \cdot m^3 \cdot s^{-1})^{-1}$	$4.999 1 \times 10^{-11}$	$4.999 6 \times 10^{-11}$	5×10^{-11}	1.8×10^{-2}	0.8×10^{-2}

5 结 论

本文通过模型分解方法,将 SHA/EMA 余度系统的全局系统模型分解为若干个计算独立的最小子系统,通过建立各个子系统的诊断键合图,分析子系统的因果关系,推导出子系统的解析冗余关系,将全局估计问题分解为较小局部估计问题。本文提出了一种带有模糊逻辑的 EKF 算法。EKF 算法只能在滤波误差和一步预测误差较小的情况下使用,对于先验信息失真导致的估计精度下降,通过引入基于方差的自适应因子调整卡尔曼滤波增益,并利用模糊推理处理方差与自适应因子之间的关系,实现 EKF 算法的改进。仿真结果表明了基于模型分解的分布式故障诊断方法的有效性。并通过比较两种算法的参数估计结果可得,FEKF 算法提高了估计精度。

参考文献

[1] 严仰光,秦海鸥,龚春英,等. 多电机与电力电子[J]. 南京航空航天大学学报, 2014, 46(1): 11-18.

YAN Y G, QIN H H, GONG C Y, et al. More electric aircraft and power electronics [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2014, 46(1): 11-18.

[2] 韩思聪,郭创,郑晓飞. 多电机混合作动系统工作模式优化研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 188-194.

HAN S C, GUO CH, ZHENG X F. Study on the optimization of working mode of multi-electric aircraft hybrid actuating system [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (2): 188-194.

[3] 张卓然,于立,李进才,等. 飞机电气化背景下的先进航空电机系统 [J]. 南京航空航天大学学报, 2017, 49(5): 622-634.

ZHANG ZH R, YU L, LI J C, et al. Key technologies of advanced aircraft electrical machine systems for aviation electrification [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(5): 622-634.

- [4] 彭宇,刘大同,彭喜元. 故障预测与健康管理技术综述[J]. 电子测量与仪器学报,2010,24(1):1-9.
PENG Y, LIU D T, PENG X Y. A review: Prognostics and health management [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010,24(1): 1-9.
- [5] 崔鹏宇,王泽勇,邱春蓉,等. 基于 IBA 优化 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 电子测量技术,2019,42(12): 33-36.
CUI P Y, WANG Z Y, QIU CH R, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on IBA optimized BP neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2019,42(12): 33-36.
- [6] 许爱华,闫俊泉,伍旭灿,等. 基于 VMD 和 MP 算法的旋转机械故障特征提取[J]. 国外电子测量技术,2017,36(8):11-17.
XU A H, YAN J Q, WU X C, et al. Rotating machinery fault feature extraction based on VMD and MP algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(8): 11-17.
- [7] 施文,陆宁云,姜斌,等. 数据驱动的地铁车门微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2019,40(6): 192-201.
SHI W, LU N Y, JIANG B, et al. Data-driven intelligent incipient fault diagnosis for subway vehicle door system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 192-201.
- [8] CHENG Y, WANG R, XU M. A combined model-based and intelligent method for small fault detection and isolation of actuators [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(4): 2403-2413.
- [9] 孙铮,肖本贤. 线控转向电动叉车控制系统多故障检测和隔离[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(8): 108-116.
SUN ZH, XIAO B X. Electric steering-by-wire forklift control system multiple faults detection and isolation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(8): 108-116.
- [10] 刘宏飞,于黎明,张柱,等. 基于键合图模型的 SHA/EMA 冗余系统的故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报,2019,45(4): 760-768.
LIU H F, YU L M, ZHANG ZH, et al. Fault diagnosis for SHA/EMA redundant system based on bond graph model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2019,45(4):760-768.
- [11] BREGON A, BISWAS G, PULIDO B. A decomposition method for nonlinear parameter estimation in TRANSCEND[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics -Part A: Systems and Humans, 2012, 42(3): 751-763.
- [12] DAIGLE M J, ROYCHOUDHURY I, BREGON A. Qualitative event-based diagnosis applied to a spacecraft electrical power distribution system [J]. Control Engineering Practice, 2015, 38: 75-91.
- [13] DAIGLE M J, BREGON A, ROYCHOUDHURY I. Distributed prognostics based on structural model decomposition [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(2): 495-510.
- [14] JHA M S, DAUPHIN-TANGUY G, OULD-BOUAMAMA B. Robust fault detection with interval valued uncertainties in bond graph framework [J]. Control Engineering Practice, 2018, 71: 61-78.
- [15] 张歆炆,帕孜来·马合木提. 基于键合图的飞跨电容型逆变器故障诊断研究[J]. 电测与仪表,2016,53(19): 31-37.
ZHANG X Y, PAZILAI M. Fault diagnosis research of flying capacitor inverter based on bond graph [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(19):31-37.
- [16] LEVY R, AROGETI S A, WANG D. An integrated approach to mode tracking and diagnosis of hybrid systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(4): 2024-2040.
- [17] YU M, XIA H, HE Y, et al. Scheduled health monitoring of hybrid systems with multiple distinct faults[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2): 1517-1528.
- [18] 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.
- [19] AROGETI S A, WANG D, LOW C B, et al. Fault detection isolation and estimation in a vehicle steering system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(12): 4810-4820.
- [20] 郑圆圆,赵书祥,张记超,等. 液压缸抖动故障分析与解决方法[J]. 液压气动与密封,2018,38(7): 66-67.
ZHENG Y Y, ZHAO S X, ZHANG J C, et al. Causes and solution of hydraulic cylinder shake fault [J]. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2018, 38(7): 66-67.

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。
E-mail: mltrym@163.com

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



郭晖 (通信作者), 2017 年于安徽理工大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为故障诊断。
E-mail: guoh_hf@163.com

Guo Hui (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2017 from Anhui

University of Science and Technology, now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His research interest includes fault diagnosis



肖晨雨, 2016 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学博士研究生, 主要研究方向为故障诊断和预测。

E-mail: xcyhfut@163.com

Xiao Chenyu received his B. Sc. degree in 2016 from Hefei University of Technology, and now he is a Ph. D student in Hefei University of Technology. His main research interests include fault diagnosis and prognosis.