

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.06.017

## 一种基于区间解析冗余关系的故障诊断方法

莫浩彬, 李艳军

(南京航空航天大学民航学院, 南京 211106)

**摘要:** 在基于解析冗余关系的故障诊断应用中, 系统不确定性方法会造成漏诊和误诊。本文在传统键合图线性差分变化技术(Bond graph-linear fractional transformation technique, BG-LFT)中引入区间分析理论, 提出一种基于区间解析冗余关系的故障诊断方法。该方法在基于键合图的解析冗余关系故障诊断方法的基础上, 首先结合 BG-LFT 和区间分析理论对参数不确定性和测量不确定性进行统一建模。然后, 将键合图模型扩展为不确定性键合图模型, 并推导区间解析冗余关系。最后, 利用区间数学运算方法计算区间解析冗余关系, 得到诊断阈值。将该方法应用于电动静液作动器参数型故障及传感器故障的故障诊断中。结果表明, 与单纯使用 BG-LFT 相比, 本文方法能更有效获取电静液作动器故障诊断依据, 避免系统不确定性对诊断结果的干扰。

**关键词:** 解析冗余关系; 故障诊断; 区间分析; 不确定性; 键合图

**中图分类号:** TP277      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-2615(2021)06-0972-09

### Fault Diagnosis Based on Interval Analytic Redundancy Relation

MO Haobin, LI Yanjun

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of missed diagnosis and misdiagnosis caused by the system uncertainty in the application of analytic redundancy relation based fault diagnosis, this paper introduces the interval analysis into the traditional bond graph linear functional transformation technique (BG-LFT), and proposes an interval redundancy relation based fault diagnosis method. Firstly, the unified modeling for parameter and measurement uncertainty based on BG-LFT are combined with the interval analysis method. Then, the bond graph model is extended to the uncertain bond graph model, and the analytical redundancy relations are transformed into the interval form. Finally, the diagnostic threshold is calculated by the interval mathematical calculation method. The method is applied to the parametric and sensor fault diagnosis of an electro-hydraulic actuator. The results show that compared with single BG-LFT, the proposed method can obtain the diagnosis basis of the electro-hydraulic actuator more effectively, and avoid the interference of system uncertainty to the diagnosis results.

**Key words:** analytic redundancy relation; fault diagnosis; interval analysis; uncertainty; bond graph

先进的故障诊断技术有利于提高工程系统的安全性、可靠性以及运行效率。近年来, 基于解析冗余关系的故障诊断技术, 因其具有适用范围广、解释性强、可实现在线监测等优势, 正被广泛运用到各个工程领域<sup>[1-4]</sup>。它的基本思想是, 根据解析

冗余关系残差值建立观测特征, 通过观测特征与故障特征的比较进行故障检测和隔离<sup>[5]</sup>。由于残差值对参数型故障异常敏感, 实际应用中, 在系统不确定性因素, 如参数不确定性和测量不确定性的影响下, 残差值会出现一定程度的波动, 进而出现

**收稿日期:** 2021-02-14; **修订日期:** 2021-09-07

**通信作者:** 李艳军, 男, 教授, 博士生导师, lyj@nuaa.edu.cn。

**引用格式:** 莫浩彬, 李艳军. 一种基于区间解析冗余关系的故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 972-980. MO Haobin, LI Yanjun. Fault diagnosis based on interval analytic redundancy relation[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 972-980.

误诊和漏诊的问题<sup>[6-9]</sup>。

为提高基于解析冗余关系故障诊断的可靠性, Dauphin-Tanguy等<sup>[10]</sup>提出键合图线性差分变化技术(Bond graph-liner fractional transformation technique, BG-LFT),利用线性分式变换将参数不确定性引入键合图模型中,从而产生对参数不确定性具有鲁棒性的诊断阈值。Bouamama等<sup>[11-12]</sup>基于BG-LFT实现了水蒸气生成系统、智能汽车等复杂工程系统的参数型故障的鲁棒故障检测和故障隔离。上述研究成果在实际计算诊断阈值时,将不确定项 $\mu$ 取为参数不确定性势值(流值)和测量不确定性势值(流值)的绝对值总和。该方法将系统不确定性建模为绝对值,其一般为不确定性范围的最大值;且假设流经系统某一节点的不确定性值是累加的。事实上,虽然系统参数不确定性或测量不确定性的性质和特征在大多数情况下未知,但其偏差范围或上下限可以确定,如电阻精度为 $F \pm 1\%$ 、传感器测量精度为 $\pm 0.1\%$ ,且系统内的不确定性之间、不确定性和确定性之间存在相互作用。所以,传统的BG-LFT技术虽然能有效地对系统不确定性建模,但在实际计算中容易造成对诊断阈值的高估,进而导致误诊或漏诊。

由于系统不确定性偏差范围或上下限往往可以确定,可以考虑将系统不确定性以具有已知边界的区间形式进行建模。Moore等<sup>[13]</sup>提出的区间分析理论(Interval analysis, IA)为处理工程中模糊性和不完备性问题提供了区间数学运算基础,是解决上述计算诊断阈值问题的一种方法。早在21世纪初<sup>[14]</sup>,研究人员就尝试将IA应用到基于解析冗余关系的故障检测和故障隔离中,但早期的研究主要集中于将解析冗余关系转换成区间数学形式的转换方法,并不涉及对系统不确定性的分析。随后Karim等<sup>[15]</sup>将区间分析理论应用于航空试验台在噪声和外界干扰影响下的故障诊断中,虽然通过试验台运行数据验证了故障诊断算法的有效性,但仅考虑噪声或外界干扰为系统不确定性,并没有对其他系统不确定性如参数不确定性进行研究。而且,局限于只采用实验数据,无法对参数型故障进行深入探讨。文献[16]结合区间分析理论和BG-LFT,对系统参数不确定性进行统一建模,提出了一种可生成鲁棒的自适应诊断阈值的故障诊断方法,并利用双水箱液压仿真试验台进行算法验证,实现在考虑系统参数不确定性情况下的鲁棒故障诊断,但并没有对测量不确定性等系统不确定性进行研究。

综上所述,尽管已有不少运用区间分析理论和BG-LFT实现了基于解析冗余关系的鲁棒故障诊

断的方法,但是并没有充分利用两者各自的优势形成对系统不确定性的统一建模和分析方法。而且,研究往往只关注系统参数型故障,并没有考虑在实际工程系统中经常发生的传感器故障。

本文针对系统不确定性对基于解析冗余关系的故障诊断应用中造成的漏诊和误诊问题,结合区间分析理论和BG-LFT,对参数不确定性和测量不确定性两类系统不确定性的统一建模和计算方法进行研究。在此基础上,得到基于区间解析冗余关系参数型故障和传感器故障诊断阈值,并通过理论和实验对比分析本文方法和传统BG-LFT所生成的诊断阈值的表现。

## 1 基于键合图的解析冗余关系故障诊断方法

解析冗余关系是从系统模型中得到的一组包含观测变量的等式,可从系统内部元素间满足能量守恒定律的能量流动关系的约束中推导而来;其一般形式为: $f(k, \theta) = 0$ ,其中 $k$ 为系统变量, $\theta$ 为系统参数, $f$ 为系统变量和参数的函数。一般地,系统推导出的个数与系统中传感器的个数相等,称为基本解析冗余关系组

$$R_s = \{R_1, \dots, R_n\} = f_1(k, \theta), \dots, f_n(k, \theta) \quad (1)$$

式中 $n$ 为 $R_s$ 的个数。

### 1.1 利用键合图模型推导解析冗余关系

键合图(Bond graph, BG)建模理论是一种以能量守恒定律为基础的多能域统一建模框架,可以直观地描述系统内部能量流动关系,且有规律地推导出描述系统动态特性的数学模型。利用键合图模型推导系统解析冗余关系,需要在所建立常规系统行为键合图模型(Behavior bond graph model, BBGM)的基础上,将BBGM转换成诊断键合图模型(Diagnosis bond graph model, DBGGM)。转换方法为将BBGM的因果关系重新标注和对传感器元素重新定义,具体转换步骤如下:

(1)将势(流)传感器元素 $D_e(D_f)$ 转换成对模型的输入,即势源(流源),标注为 $S_e^*(S_f^*)$ ,其与对应“0”(“1”)节点联结的键上的势值 $e_e$ (流值)为 $S_e^*(S_f^*)$ ,流值 $f_e$ (势值)为0。

(2)因果关系重新标注。撤销BBGM内因果关系,对容性元件和惯性元件优先定义微分因果关系,重新标注因果关系即可。转换完成后,根据与 $S_e^*/S_f^*$ 对应的节点的特性,即可列写解析冗余关系式。

对于“1”节点

$$R_{i,1} = \sum_{k=1}^n e_k = e_c = 0 \quad (2)$$

式中: $R_{i,1}$ 为“1”节点的第*i*个解析冗余关系式; $n$ 为连结在“1”节点的键个数; $e_k$ 为联结在“1”节点的第*k*个键中的势值。

对于“0”节点

$$R_{i,0} = \sum_{k=1}^n f_k = f_c = 0 \quad (3)$$

式中: $R_{i,0}$ 为“0”节点的第*i*个解析冗余关系式; $n$ 为连结在“1”节点的键个数; $f_k$ 为联结在“1”节点的第*k*个键中的流值。

## 1.2 基于解析冗余关系的故障诊断

当系统在无故障状态下运行时,系统参数在*t*时刻的值满足 $\theta(t) = \theta$ , $R_s$ 应均为零值或近似零值;当系统在有故障状态下运行时,若表现为某系统参数偏离正常值,即存在 $\theta_s(t) \neq \theta_s$ ,则含有该*s*参数的 $R_s$ 会偏离零值。根据这个特性, $R_s$ 可作为系统残差,利用实际系统运行过程中传感器数据和系统参数(标称量)对 $R_s$ 进行评估,根据评估结果是否偏离正常值来判断是否发生故障,一般地,令残差 $r_i = \text{Eval}(f_i(k, \theta))$ 。

定义系统布尔型状态向量*C*,用以记录系统运行状态,称为系统状态特征向量,对于运行过程的每一时刻*t*,都有状态向量 $C(t) = [c_1(t), \dots, c_i(t)]^T$ ,对于系统状态特征向量中的元素 $c_i$ ,计算方法为

$$\begin{cases} c_i = 1 & r_i(t) > \epsilon_i \\ c_i = 0 & r_i(t) \leq \epsilon_i \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\epsilon_i$ 为各个系统残差对应的诊断阈值;*i*为残差表达式下标。

由于每个 $r_i$ 分别包含不同的参数组合,可利用故障特征矩阵(Fault signature matrix, FSM)来描述每个 $r_i$ 对不同参数故障的敏感性。FSM中的第*j*行元素组成的向量 $M = [M_{j1}, \dots, M_{jn}]^T$ , $M_{ji} \in \{0, 1\}$ ,定义为故障 $F_j$ 的故障特征向量。对于故障特征向量中的元素 $M_{ji}$ 计算方法为

$$\begin{cases} M_{ji} = 1 & r_i(t) \text{ 包含参数 } j \\ M_{ji} = 0 & r_i(t) \text{ 不包含参数 } j \end{cases} \quad (5)$$

根据FSM可推导出故障 $F_j$ 的可检测性和可隔离性条件为:若 $F_j$ 的故障特征向量 $M \neq [0, \dots, 0]^T$ ,则故障 $F_j$ 满足可检测性;若 $F_j$ 的故障特征向量 $M$ 唯一,则故障 $F_j$ 满足可隔离性。

在系统运行过程中,通过将 $C(t)$ 与 $F_j$ 的故障特征向量进行匹配,即可对故障进行检测和隔离。

## 2 考虑不确定性的诊断阈值

### 2.1 系统不确定性建模

由于模型参数不确定性、运行噪声或测量误差等系统不确定性的客观存在,实际上得到的 $r_i$ 会在零值附近波动,需要充分考虑系统不确定性对残差的影响,从而设定合理的诊断阈值,避免由于系统不确定造成的漏诊、误诊问题。结合区间数学分析方法和BG-LFT,可对参数不确定性和测量不确定性统一建模。

#### 2.1.1 区间形式的参数不确定性建模

利用BG-LFT框架<sup>[10]</sup>,可将参数不确定性模型分成两部分,即参数的标称值部分和不确定性部分,不确定性部分又可被建模成加性偏差和乘性偏差,当为标称部分添加相关联的不确定性部分时,原有因果关系保持不变,参数的不确定性不改变模型的因果关系状态。LFT通用模型如图1所示。

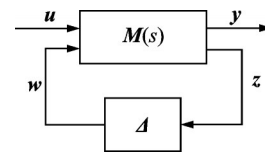


图1 LFT通用模型

Fig.1 LFT general model

图中: $M(s)$ 、 $\Delta$ 分别为关联矩阵和参数不确定性偏差矩阵; $w$ 为辅助输入向量; $z$ 为辅助输出向量; $u$ 为各元件的实际输入向量; $y$ 为各元件的实际输出向量。

对于BG内任一元素 $S \in \{R, I, C, TF, GY\}$ ,其中*R*为阻性元素、*I*为惯性元素、*C*为容性元素、*TF*为变换器元素、*GY*为回转器元素,元素标称值为 $\theta_n \in \{R_n, I_n, C_n, TF_n, GY_n\}$ ,设元素不确定值为 $\Delta\theta \in \{\Delta R, \Delta I, \Delta C, \Delta TF, \Delta GY\}$ ,令元素真实值为 $\theta \in \{\theta_R, \theta_C, \theta_I, \theta_{TF}, \theta_{GY}\}$ ,3者关系满足

$$\theta = \Delta\theta + \theta_n \quad (6)$$

参照文献[13]方法将其转换成区间形式

$$[\underline{\theta}, \bar{\theta}] = [\theta_n, \theta_n] + [-\Delta\theta_{s,l}, \Delta\theta_{s,r}] =$$

$$[\theta_n - \Delta\theta_{s,l}, \theta_n + \Delta\theta_{s,r}] = \theta_n(1 + [\delta_\theta]) \quad (7)$$

式中: $\bar{\theta}$ 为参数取值上限, $\underline{\theta}$ 为参数取值下限, $-\Delta\theta_{s,l}$ 为元素*s*的参数不确定性左极限值, $\Delta\theta_{s,r}$ 为元素*s*的参数不确定性右极限值, $[\delta_\theta] = \left[ \frac{-\Delta\theta_{s,l}}{\theta_n}, \frac{\Delta\theta_{s,r}}{\theta_n} \right]$ 为元素*s*的参数相对不确定性值。

$$\left[ \frac{1}{\underline{\theta}}, \frac{1}{\bar{\theta}} \right] = \frac{1}{[\theta_n - \Delta\theta_{s,l}, \theta_n + \Delta\theta_{s,r}]} =$$

$$\frac{1}{\theta_n} (1 + [\delta_{1/\theta}]) \quad (8)$$

$$\text{式中} [\delta_{1/\theta}] = \left[ \frac{-\Delta\theta_{s,r}}{\theta_n + \Delta\theta_{s,r}}, \frac{\Delta\theta_{s,l}}{\theta_n - \Delta\theta_{s,l}} \right]$$

### 2.1.2 区间形式的测量不确定性建模

考虑传感器测量数据存在误差,在DBGM中,传感器测得数据  $S_{\text{measure}} \in \{S_e^*, S_f^*\}$  为,设传感器测量误差为  $\Delta S \in \{\Delta S_e^*, \Delta S_f^*\}$ ,令传感器测量数据的真实值为  $S_{\text{ture}} \in \{S_e^*, S_f^*\}$ ,三者关系满足

$$S_{\text{measure}} = S_{\text{ture}} + \Delta S \quad (9)$$

改写成区间形式

$$[\underline{S}_{\text{ture}}, \bar{S}_{\text{ture}}] = [S_{\text{measure}}, S_{\text{measure}}] - [-\Delta S_l, \Delta S_r] \quad (10)$$

式中:  $\bar{S}_{\text{ture}}$  为测量数据真实值的上限,  $\underline{S}_{\text{ture}}$  为测量数据真实值的下限,  $\Delta S_l$  为测量数据不确定性值的左极限,  $\Delta S_r$  为测量数据不确定性值的右极限。

对于势值传感器

$$[e, \bar{e}] = [e_{\text{measure}}, e_{\text{measure}}] - [\Delta S_{e_l}^*, \Delta S_{e_r}^*] = S_e^* - [\Delta S_e^*] \quad (11)$$

对于流值传感器

$$[f, \bar{f}] = [f_{\text{measure}}, f_{\text{measure}}] - [-\Delta S_{f_l}^*, \Delta S_{f_r}^*] = S_f^* - [\Delta S_f^*] \quad (12)$$

式中  $[\Delta S_e^*]$  和  $[\Delta S_f^*]$  为测量不确定性势值和不确定性流值。

## 2.2 基于区间解析冗余关系的诊断阈值生成

### 2.2.1 参数型故障诊断阈值

考虑系统存在参数和测量不确定性,利用2.1节方法可将DBGM扩展为考虑不确定的DBGM,进而推导区间解析冗余关系(Interval analytical redundancy relation, IARR)。此外,可直接利用式(7~8, 11~12),将原  $R_s$  转换成区间形式。

“1”节点的IARR残差表达式的一般形式为

$$\epsilon_{i,1} = \sum_{n=1}^N e_n + \sum_{m=1}^M [w_{sm}] + \sum_{k=1}^K [\Delta S_{ek}^*] \quad (13)$$

式中:  $\epsilon_{i,1}$  为第  $i$  个“1”节点的诊断阈值;  $n$  为联结在“1”节点的键个数;  $e_n$  为联结在“1”节点的第  $n$  个键中的势值;  $m$  为传入该“1”节点的不确定性势值个数;  $[w_s]$  为参数不确定性势值;  $k$  为传入该“1”节点的测量不确定性势值个数。

同理,“0”节点的IARR残差表达式的一般形式为

$$\epsilon_{i,0} = \sum_{n=1}^N f_n + \sum_{m=1}^M [w_{sm}] + \sum_{k=1}^K [\Delta S_{fk}^*] \quad (14)$$

式(13~14)即为参数型故障诊断阈值的一般表达式,记为  $\epsilon_{i,1}$  和  $\epsilon_{i,0}$ ,利用区间数学运算方法可计算出诊断阈值,并结合1.2节方法即可实现参数

型故障诊断。

### 2.2.2 传感器故障诊断阈值

而对于传感器故障诊断,可通过对区间形式解析冗余关系进行代数变换得到传感器测量值的区间估计值,然后将传感器实际测量值与区间估计值进行匹配,观察实际测量值是否偏离区间估计值,实现传感器故障诊断,具体方法如下。

对于任一测量值  $S_{\text{measure}_j}$ ,令

$$\frac{r_j}{\partial S_{\text{measure}_j}} = f_j'(\theta, k_j) \quad (15)$$

若  $S_{\text{measure}_j} \notin k_j$  且  $f_j'(\theta, k_j) \neq 0$  时,可生成传感器故障诊断残差  $r_{i,\text{measure}_j}: S_{\text{measure}_j} = f_j(\theta, k_j)$ ,  $S_{\text{measure}_j} \notin k_j$ 。其中,  $j$  为  $r$  下标,  $k_j$  为不含  $S_{\text{measure}_j}$  的变量集。将  $f_j(\theta, k_j)$  如上转换成区间形式,即可得到由模型推导得出的测量变量区间估计值  $[S_{\text{measure}_j}]$ 。理论上,可根据传感器测量  $S_{\text{measure}_j}$  是否偏离测量量区间估计值  $[S_{\text{measure}_j}]$  来判断传感器是否出现故障。若传感器无故障,传感器测量值  $S_{\text{measure}_j}$  应在测量量区间估计值  $[S_{\text{measure}_j}]$  内;若传感器有故障,则反之。

### 2.3 传统BG-LFT与本文方法的诊断阈值分析

传统的BG-LFT将不确定项值  $\mu$  取参数不确定性势值(流值)和测量不确定性势值(流值)的绝对值的总和。设“0”节点联结的2个势值为  $e_{\theta_1}$  和  $e_{\theta_2}$ ,  $\theta_1$  的不确定性区间为  $[-\Delta\theta_{1,l}, \Delta\theta_{1,r}]$ ,  $\theta_2$  的不确定性区间为  $[-\Delta\theta_{2,l}, \Delta\theta_{2,r}]$ 。根据传统的BG-LFT方法,取  $\Delta\theta_1 = \max\{|\Delta\theta_{1,l}|, |\Delta\theta_{1,r}|\}$ ,  $\Delta\theta_2 = \max\{|\Delta\theta_{2,l}|, |\Delta\theta_{2,r}|\}$  可得诊断阈值为

$$\begin{aligned} \underline{\epsilon} &= -\Delta\theta_1|e_{\theta_1}| - \Delta\theta_2|e_{\theta_2}| \\ \bar{\epsilon} &= \Delta\theta_1|e_{\theta_1}| + \Delta\theta_2|e_{\theta_2}| \end{aligned} \quad (16)$$

式中:  $\underline{\epsilon}$  为诊断阈值下限,  $\bar{\epsilon}$  为诊断阈值上限。

而由本文方法得出的诊断阈值为

$$[\underline{\epsilon}, \bar{\epsilon}] = [-\Delta\theta_{1,l}, \Delta\theta_{1,r}]e_{\theta_1} + [-\Delta\theta_{2,l}, \Delta\theta_{2,r}]e_{\theta_2} \quad (17)$$

对比两种方法得出的诊断阈值,经过简单的推算可得出以下结论:

(1)当预定义的不确定性区间为对称区间(区间左右边界值大小相等,符号相反),且势(流)值为正时,两种方法生成的诊断阈值相等。

(2)当预定义的不确定区间为非对称区间时,如果势(流)值为正的情况下,BG-LFT生成的阈值会朝着区间左右边界值的绝对值最小的方向扩张;如果势(流)值为负,则BG-LFT生成的阈值会朝着区间左右边界值的绝对值最大的方向扩张,进而造成对诊断阈值的高估。

### 3 实例分析

本文以电动静液作动器(Electro hydrostatic actuator, EHA)为例,运用上述提出方法对其典型故障进行故障诊断。EHA由于集成度高、功重比大、可靠性高、效率高和安装维护性好等优点,可替代传统集中油源阀控液压作动系统,被广泛应用于多电飞机功率电传系统中。EHA一般由信号控制器、驱动电机、液压泵、液压缸和增压油箱等元件组成,是典型的多能域工程系统,其基本结构如图2所示。

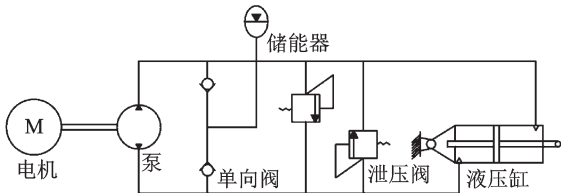


图2 电动静液作动器结构示意图

Fig.2 EHA structure diagram

#### 3.1 基于区间解析冗余关系的EHA故障诊断模型

##### 3.1.1 基于键合图模型的解析冗余关系的获取

根据上述电动静液作动器结构示意图,可搭建EHA行为键合图模型,如图3所示,其参数物理意义如表1所示。

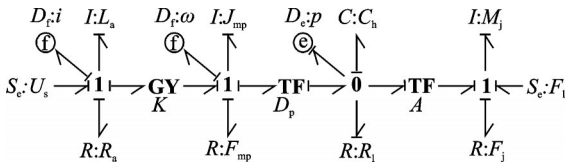


图3 EHA行为键合图模型

Fig.3 EHA behavioral bond graph model

图中 $S_e$ 为势源输入。

依据1.1节方法,可将BBGM转换成DBGM,如图4所示。

结合DBGM与其各节点特性,可推导解析冗余关系如下。

(1)“1<sub>1</sub>”节点

$$r_{1,1} = e_1 - e_2 - e_3 - e_4 = e_{17} = 0 \quad (18)$$

式中 $e_1 = U_s, e_2 = L_a \frac{di}{dt}, e_3 = R_a i, e_4 = K\omega$ 。将各等式代入式(18)可得

$$r_{1,1} = U_s - L_a \frac{di}{dt} - R_a i - K\omega = e_{17} = 0 \quad (19)$$

(2)“1<sub>2</sub>”节点

$$r_{2,1} = e_5 - e_6 - e_7 - e_8 = e_{18} = 0 \quad (20)$$

式中 $e_5 = Ki, e_6 = J_{mp} \frac{d\omega}{dt}, e_7 = f_{mp}\omega, e_8 = \frac{p}{D_p}$ 。将

表1 模型参数

Table 1 Model Parameter

参数	参数物理含义	标称值
$U_s/V$	输入电压	270
$L_a/H$	电枢绕组电感	$1.3 \times 10^{-3}$
$R_a/\Omega$	电枢绕组电阻	0.36
$K/(s \cdot rad^{-1})$	电动势和转矩系数	0.23
$f_{mp}/(Nm \cdot rev \cdot min^{-1})^{-1}$	电机和液压泵的总阻尼系数	$3 \times 10^{-3}$
$J_{mp}/(kg \cdot m^2)$	电机和液压泵的总转动惯量	$1.6 \times 10^{-3}$
$E/MPa$	液压油弹性模量	686
$R_l/(m^3 \cdot s^{-1} \cdot Pa^{-1})$	液压泵总泄露系数	$1 \times 10^{-11}$
$M_j/kg$	液压缸总质量	30
$F_l/N$	作动器负载	$1 \times 10^5$
$F_j/(N \cdot (m \cdot s^{-1})^{-1})$	液压缸总阻尼系数	100
$A/m^2$	液压缸柱塞横截面积	$6.6 \times 10^{-3}$
$D_p/(mL \cdot r^{-1})$	液压泵排量	7.25
$C_h/(Pa \cdot m^{-3})$	液压泵液阻	$1 \times 10^{-2}$
$V/cm^3$	管路与作动筒平均容积	700
$E_l/(N \cdot m^{-1})$	负载的弹性刚度	$2 \times 10^6$
$i$	电枢绕组电流 (传感器测量)	SSi
$\omega$	泵转速 (传感器测量)	SS $\omega$
$p$	泵进出口压差 (传感器测量)	SSp

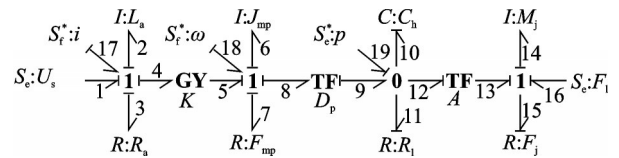


图4 EHA诊断键合图模型

Fig.4 EHA diagnosis bond graph model

各等式代入式(20)可得

$$r_{2,1} = Ki - J_{mp} \frac{d\omega}{dt} - f_{mp}\omega - \frac{p}{D_p} = e_{18} = 0 \quad (21)$$

(3)“0<sub>1</sub>”节点

$$r_{1,0} = f_9 - f_{10} - f_{11} - f_{12} = f_{19} = 0 \quad (22)$$

式中 $f_9 = \frac{\omega}{D_p}, f_{10} = C_h \frac{dp}{dt}, f_{11} = \frac{p}{R_1}, f_{12} = Af_{13}$ 。将

各式代入式(22)并整理可得

$$f_{13} = \left( \frac{\omega}{D_p} - C_h \frac{dp}{dt} - \frac{p}{R_1} \right) A^{-1} \quad (23)$$

对其两边同时求导可得

$$\frac{df_{13}}{dt} = \left( \frac{1}{D_p} \frac{d\omega}{dt} - C_h \frac{d^2 p}{dt^2} - \frac{1}{R_1} \frac{dp}{dt} \right) A^{-1} \quad (24)$$

又根据“1<sub>3</sub>”节点特性可得

$$f_{13} = \left( pA - M_j \frac{df_{13}}{dt} - F_l \right) F_j \quad (25)$$

整理可得

$$r_{1,0} = F_j^{-1} p A^2 - D_p^{-1} F_j^{-1} M_j \frac{d\omega}{dt} + F_j^{-1} M_j C_h \frac{d^2 p}{dt^2} + R_1^{-1} F_j^{-1} M_j \frac{dp}{dt} - F_j^{-1} A F_1 + R_1^{-1} + C_h \frac{dp}{dt} - D_p^{-1} \omega \quad (26)$$

故参数型故障诊断解析冗余关系残差式为

$$r_1: U_s - L_a \frac{di}{dt} - R_a i - K \omega = 0 \quad (27)$$

$$r_2: K i - J_{mp} \frac{d\omega}{dt} - f_{mp} \omega - \frac{p}{D_p} = 0 \quad (28)$$

$$r_3: F_j^{-1} p A^2 - D_p^{-1} F_j^{-1} M_j \frac{d\omega}{dt} + F_j^{-1} M_j C_h \frac{d^2 p}{dt^2} + R_1^{-1} F_j^{-1} M_j \frac{dp}{dt} - F_j^{-1} A F_1 + R_1^{-1} p + C_h \frac{dp}{dt} - D_p^{-1} \omega = 0 \quad (29)$$

根据式(27~29)可得故障特征矩阵如表 2 所示。

分析表 2 可知,该  $R_s$  对表内参数都满足可检测性,但仅对电动势和转矩常数  $K$  满足可隔离性。这是由于本次研究采用的是简易模型,且仅采用基本解析冗余关系组进行故障诊断。理论上,建立 EHA 的详细模型或者运用代数方法对基本冗余关系组进行扩展,都可使其他参数满足可隔离性,本文不再赘述。

根据 2.2.2 节方法,可列出传感器故障诊断解

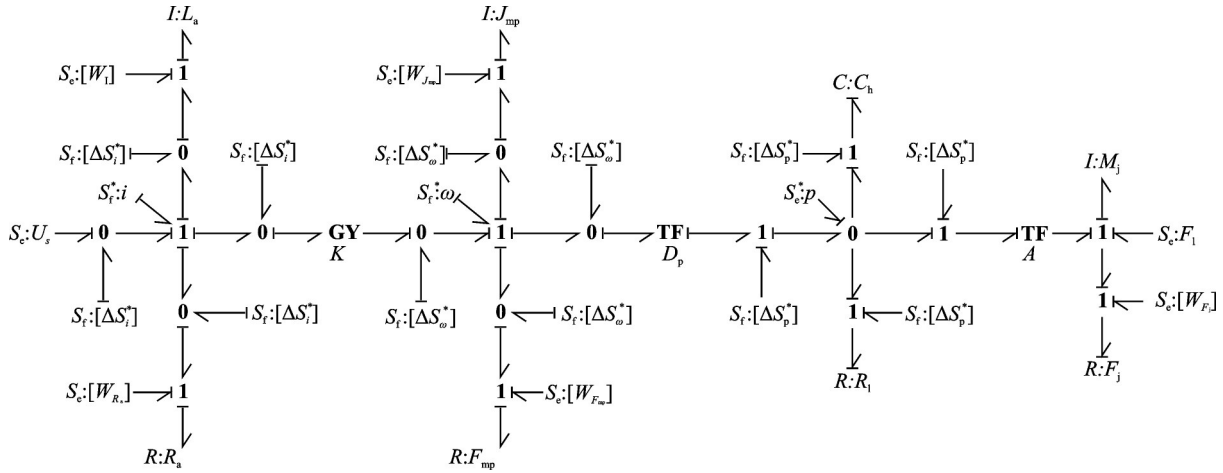


图 5 考虑不确定性的 EHA 诊断键合图模型

Fig.5 EHA DBGM with uncertainty

本节直接利用 2.1 节方法将(27~32)转换成区间形式,得到诊断阈值区间表达式(33~38)

$$\epsilon_1 = U_s - L_a (1 + [\delta_{L_a}]) \frac{d(i + [\Delta S_i^*])}{dt} - R_a (1 + [\delta_{R_a}]) (i + [\Delta S_i^*]) - K (\omega + [\Delta S_\omega^*]) \quad (33)$$

$$\epsilon_2 = K (i + [\Delta S_i^*]) - J_{mp} (1 + [\delta_{J_{mp}}]) \frac{d(\omega + [\Delta S_\omega^*])}{dt} - f_{mp} (1 + [\delta_{f_{mp}}]) (\omega + [\Delta S_\omega^*]) -$$

**表 2 故障特征矩阵**  
**Table 2 Fault signature matrix**

参数	$r_1$	$r_2$	$r_3$	$D_b$	$I_b$
$U_s$	1	0	0	1	0
$L_a$	1	0	0	1	0
$R_a$	1	0	0	1	0
$K$	1	1	0	1	1
$J_{mp}$	0	1	0	1	0
$f_{mp}$	0	1	0	1	0
$C_h$	0	0	1	1	0
$R_1$	0	0	1	1	0
$M_j$	0	0	1	1	0
$F_j$	0	0	1	1	0

析冗余关系残差式

$$r_{4, \text{measure}}: \hat{\omega} = K^{-1} \left( U_s - L_a \frac{di}{dt} - R_a i \right) \quad (30)$$

$$r_{5, \text{measure}}: \hat{i} = K^{-1} \left( J_{mp} \frac{d\omega}{dt} + f_{mp} \omega + \frac{p}{D_p} \right) \quad (31)$$

$$r_{6, \text{measure}}: \hat{p} = D_p \left( K i - J_{mp} \frac{d\omega}{dt} - f_{mp} \omega \right) \quad (32)$$

### 3.1.2 考虑不确定性的诊断阈值的获取

图 5 为扩展后的考虑参数不确定性和测量不确定性的 EHA 诊断键合图模型,该模型可用于推导区间解析冗余关系从而生成诊断阈值。

$$D_p^{-1} (p + [\Delta S_p^*]) \quad (34)$$

$$\epsilon_3 = F_j^{-1} (1 + [\delta_{1/F_j}]) (p + [\Delta S_p^*]) A^2 - F_j^{-1} (1 + [\delta_{1/F_j}]) \frac{d(\omega + [\Delta S_\omega^*])}{dt} D_p^{-1} M_j + F_j^{-1} (1 + [\delta_{1/F_j}]) M_j C_h \frac{d^2 (S_p + [\Delta S_p^*])}{dt^2} + F_j^{-1} (1 + [\delta_{1/F_j}]) \frac{d(p + [\Delta S_p^*])}{dt} R_1^{-1} M_j +$$

$$C_h \frac{d(p + [\Delta S_p^*])}{dt} - D_p^{-1}(\omega + [\Delta S_\omega^*]) \quad (35)$$

$$\epsilon_\omega = K^{-1}(U_s - L_a(1 + [\delta_{L_a}]) \frac{d(i + [\Delta S_i^*])}{dt} - R_a(1 + [\delta_{R_a}]) (i + [\Delta S_i^*])) \quad (36)$$

$$\epsilon_i = K^{-1}(J_{mp}(1 + [\delta_{J_{mp}}]) \frac{d(\omega + [\Delta S_\omega^*])}{dt} + f_{mp}(1 + [\delta_{f_{mp}}]) (\omega + [\Delta S_\omega^*]) + D_p^{-1}(p + [\Delta S_p^*])) \quad (37)$$

$$\epsilon_p = D_p(K(i + [\Delta S_i^*]) - J_{mp}(1 + [\delta_{J_{mp}}]) \cdot \frac{d(\omega + [\Delta S_\omega^*])}{dt} - f_{mp}(1 + [\delta_{f_{mp}}]) \cdot (\omega + [\Delta S_\omega^*])) \quad (38)$$

本文使用向后微分法计算区间 $[-\Delta_l, \Delta_r]$ 一阶微分值 $f'$ 和二阶微分值 $f''$

$$f' = \frac{([\Delta_l, \Delta_r]_{t_i} - [\Delta_l, \Delta_r]_{t_{i-1}})}{t_i - t_{i-1}} \quad (39)$$

$$f'' = \frac{([\Delta_l, \Delta_r]_{t_i} - 2[\Delta_l, \Delta_r]_{t_{i-1}} + [\Delta_l, \Delta_r]_{t_{i-2}})}{(t_i - t_{i-1})^2} \quad (40)$$

### 3.2 数据来源与故障注入

本文根据所建键合图模型,在AMESim液压仿真软件环境中搭建仿真模型,以获取正常/故障状态下的动态响应,分别为电枢绕组电流 $i$ 、液压泵转速 $\omega$ 和液压泵进出口压差 $p$ ,模型参数如表2所示。其中,为了可视化BG-LFT和本文提出的方法生成的阈值区别,实验中设置参数不确定性区间均为非对称,如 $L_a$ 为 $[-0.5 \times 10^{-6}, 1.3 \times 10^{-6}]$ 、 $R_a$ 为 $[-1 \times 10^{-5}, 3.6 \times 10^{-5}]$ 、 $f_{mp}$ 为 $[-1 \times 10^{-5}, 3 \times 10^{-5}]$ 、 $J_{mp}$ 为 $[-0.6 \times 10^{-5}, 1.6 \times 10^{-5}]$ 、 $F_j$ 为 $[-1, 5]$ ,均为非对称区间,并设置测量不确定性值为对称区间,统一取测量值的千分之一,即 $[\Delta S_c^*] = [-S_c^* \times 10^{-3}, S_c^* \times 10^{-3}]$ 、 $[\Delta S_i^*] = [-S_i^* \times 10^{-3}, S_i^* \times 10^{-3}]$ 。

仿真环境中,作动器位移响应如图6所示,作动器在0.65 s达到行程的最大值50 mm,基本满足设计要求。

电动静液作动器典型故障<sup>[17]</sup>主要有电机故障、液压泵故障、执行器故障以及传感器故障等,本次实验考虑电动静液作动器发生参数型故障以及传

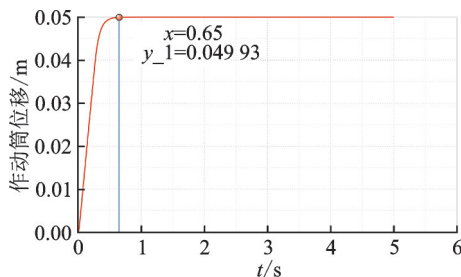


图6 电动静液作动器位移仿真结果

Fig.6 Simulation result of EHA displacement

感器增益故障。通过在AMESim仿真环境内修改仿真模型参数,可得到参数型故障仿真数据;通过对仿真模型传感器输出数据进行处理,可得到传感器偏差故障数据。为了模拟传感器测量误差,利用MATLAB工具箱的AWGN函数对仿真模型输出的数据引入高斯白噪声,设置SNR=60 dB。

### 3.3 结果展示

INTLAB是德国教授Siegfried M. Rump基于MATLAB环境开发的一种专门用于区间数学分析的工具包<sup>[18]</sup>。通过预定义变量区间值,可完成各类复杂区间数学运算,并且其内置的先进算法可解决区间运算中常出现的区间扩张问题。本文利用AMESim环境内的EHA仿真模型输出运行数据,并使用INTLAB工具包计算区间解析冗余关系残差式,从而生成诊断阈值。设计以下3个参数型故障实验来检验本文所提出诊断算法的有效性,并同时使用传统BG-LFT生成诊断阈值,对比两种方法表现。

(1)电机电枢绕组电阻增大/减小。在仿真模型中设置前1.5 s,电枢绕组电阻 $R_a$ 值为0.36  $\Omega$ ;1.5~3 s间, $R_a$ 值为0.37  $\Omega$ ;3 s后 $R_a$ 值为0.35  $\Omega$ ,其他模型参数保持不变。结果如图7(a~c)所示。可知1.5~3 s间与3 s后系统状态向量均为 $[1, 0, 0]^T$ ,与 $F_{R_a}$ 的故障特征向量相匹配,实现了对电机电枢绕组电阻参数型故障的检测;可观察到 $r_1$ 、 $r_2$ 和 $r_3$ 的值均在两种方法生成的诊断阈值内,说明所得诊断阈值均能有效避免系统不确定性的干扰,验证了本文对系统不确定性建模方法的正确性。但是,使用传统BG-LFT生成的诊断阈值较本文方法生成的诊断阈值范围更大。

(2)液压泵泄露量增大。在仿真模型中,设置前2.5 s,液压柱塞泵内柱塞与缸壁之间的间隙 $\mu$ 为0.005 mm,2.5 s后,通过增加 $\mu$ 来模拟液压泵内泄漏,设置 $\mu$ 为0.05 mm,其他模型参数保持不变。只展示 $r_3$ 故障诊断结果,如图8所示。2.5 s后根据本文方法产生的诊断阈值可判断系统状态向量为 $[0, 0, 1]^T$ ,与 $F_{R_1}$ 的故障特征向量相匹配,但是由BG-LFT方法生成的诊断阈值上限过高,并不能对液压泵内泄漏故障进行有效诊断。

(3)电机电枢绕组电阻和液压泵泄露量复合故障。在仿真模型中,设置前1.5 s, $R_a$ 值为0.36  $\Omega$ 、 $\mu$ 为0.005 mm;1.5~3 s间, $R_a$ 值为0.37  $\Omega$ 、 $\mu$ 保持不变;3 s后, $\mu$ 为0.05 mm,其他模型参数保持不变。 $r_1$ 与 $r_3$ 结果如图9(a,b)所示,对比两图可知,在1.5~2.5 s间,系统状态向量为 $[1, 0, 0]^T$ ,与 $F_{R_a}$ 的故障特征向量相匹配。在2.5 s后, $r_3$ 开始偏离零值,在3.15 s附近超出本文诊断阈值上限,而在

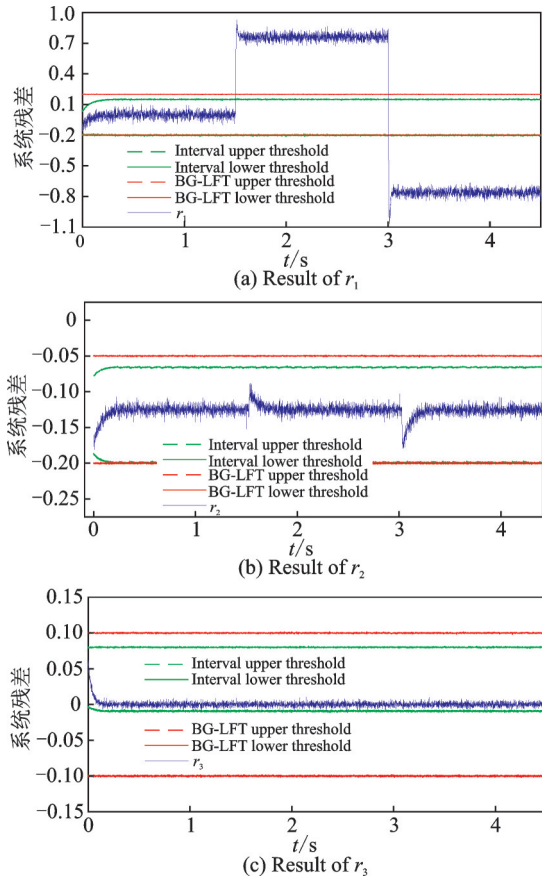


图 7 电机电枢绕组电阻参数型故障诊断结果

Fig.7 Diagnosis results of parametric fault of the resistance of motor armature winding

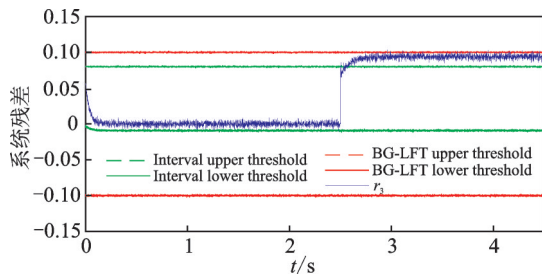


图 8 液压泵泄露系数参数型故障诊断结果

Fig.8 Diagnosis results of parametric fault of leakage coefficient of hydraulic pump

3.45 s 附近才超出 BG-LFT 诊断阈值上限。若根据本文方法诊断结果,系统状态向量在 3.15 s 后则为  $[1, 0, 1]^T$ , 而根据 BG-LFT 诊断结果,系统状态向量在 3.45 s 后才为  $[1, 0, 1]^T$ 。在本次故障诊断中,可判断相较于使用本文方法,使用 BG-LFT 会导致在 3.15~3.45 s 间发生故障漏诊问题。

(4) 电流传感器偏差故障。采集无故障运行 5 s 的仿真模型电机电枢绕组电流数据,对 2.5 s 后的数据增加运行数据均值的百分之一作为偏差值,然后对 5 s 数据引入 SNR=60 dB 的高斯白噪声模拟测量误差。将处理后的数据与电流区间估计值进行对比,结果如图 10 所示,显然,2.5 s 后运行数据曲线

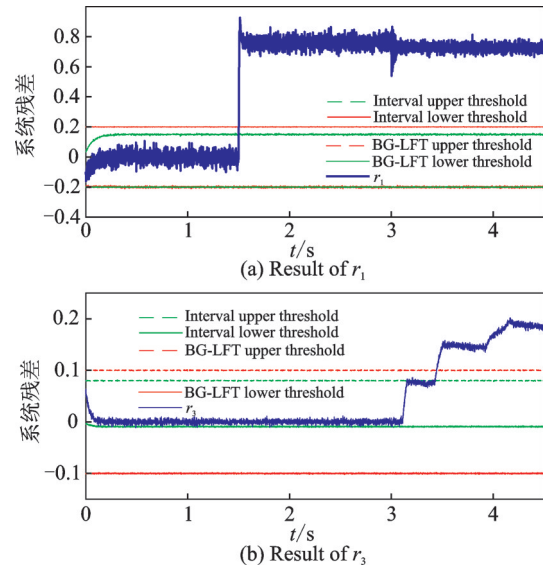


图 9 参数型复合故障诊断结果

Fig.9 Diagnosis results of compound parametric fault

明显偏离估计值区间,可判断电流传感器于 2.5 s 后出现故障。同样地,使用传统 BG-LFT 生成的诊断阈值较本文方法生成的诊断阈值范围更大。

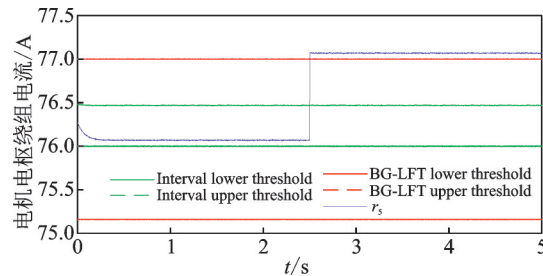


图 10 电流传感器偏差故障诊断结果

Fig.10 Diagnosis results of bias fault of current sensor

## 4 结 论

为提高基于解析冗余关系故障诊断的诊断精度以及可靠性,本文提出了一种基于区间解析冗余关系的故障诊断方法。该方法在传统 BG-LFT 的基础上引入区间分析理论,对参数不确定性和测量不确定性进行了统一建模,在此基础上将系统解析冗余关系转换成区间形式,并利用区间数学运算方法得到诊断阈值。仿真验证结果表明,本文提出的故障诊断方法能有效地实现系统单参数型故障检测以及传感器故障隔离,且对系统不确定性具有一定的抗干扰能力;与传统 BG-LFT 相比,本文方法能根据预先定义的不确定性区间得到精度更高的诊断阈值,体现了本文方法的优越性。

### 参考文献:

[1] 刘文静,李文博,张秀云,等. 基于图论的深空探测航天器故障可诊断性评价[J]. 控制理论与应用, 2019,



- 36(12):2074-2084.
- LIU Wenjing, LI Wenbo, ZHANG Xiuyun, et al. Diagnosability evaluation of deep space exploration spacecraft based on graph theory[J]. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(12):2074-2084.
- [2] RAHAL M I, BOUAMAMA B O. Hybrid bond graph model based for robust fault detection and isolation[J]. *Journal of Systems and Control Engineering*, 2016, 230(2):145-163.
- [3] 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 Hongfei, YU Liming, ZHANG Zhu, 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.
- [4] 黄磊. 基于键合图模型的复杂机电系统故障诊断方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2015.
- HUANG Lei. Research on fault diagnosis method of complex electromechanical system based on bond graph model[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2015.
- [5] 王秋生,樊久铭,徐敏强,等. 基于解析冗余关系的动态系统故障检测和隔离[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2007(6):924-927.
- WANG Qiusheng, FAN Jiuming, XU Minqiang, et al. Dynamic system fault detection and isolation with analytical redundancy relations[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2007(6):924-927.
- [6] GHOSHAL S K, SAMANTA S, SAMANTARAY A K. Robust fault detection and isolation of hybrid systems with uncertain parameters[J]. *Journal of Systems & Control Engineering*, 2012, 226(18):1013-1028.
- [7] NIU G, ZHAO Y, DEFOORT M, et al. Fault diagnosis of locomotive electropneumatic brake through uncertain bond graph modeling and robust online monitoring[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2015, 50/51:676-691.
- [8] PRAKASH O, SAMANTARAY A K, BHATTACHARYYA R. Model-based diagnosis of multiple faults in hybrid dynamical systems with dynamically updated parameters[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, 49(6):1053-1072.
- [9] 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.
- [10] DAUPHIN-TANGUY G, KAM C S. How to model parameter uncertainties in a bond graph framework[C]//*Proceedings of European Simulation Symposium(ESS)*. [S.l.]: [s.n.], 1999:121-125.
- [11] DJEZIRI M A, BOUAMAMA B O, MERZOUKI R. Modelling and robust FDI of steam generator using uncertain bond graph model[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(1):149-162.
- [12] TOUATI Y, MERZOUKI R, BOUAMAMA B O. Robust diagnosis to measurement uncertainties using bond graph approach: Application to intelligent autonomous vehicle[J]. *Mechatronics*, 2012, 22(8):1148-1160.
- [13] MOORE R E, KEARFOTT R B, CLOUD M J. Introduction to interval analysis [M]. Pennsylvania, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.
- [14] BOURON P, MEIZEL D. Fault detection and isolation using interval analysis: Application to vehicle monitoring [C]//*Proceedings of International Conference on Information Fusion*. [S.l.]: IEEE, 2000.
- [15] KARIM J. Model based fault detection method using Interval analysis: Application to an aeronautic test bench [C]//*Proceedings of the 19th International Workshop on Principles of Diagnosis Blue Mountains, Australia: ISIS*, 2008: 269-273.
- [16] JHA M S, TANGUY D, GENEVIÈV E, et al. Robust FDI based on LFT BG and relative activity at junction[C]//*Proceedings of Control Conference*. [S.l.]: IEEE, 2014: 938-943.
- [17] 李萍,袁朝辉,苏峰,等. 基于模糊FMECA的电液舵机可靠性分析[J]. *机床与液压*, 2013, 41(13):178-182.
- LI Ping, YUAN Chaohui, SU Feng, et al. Reliability analysis of electro-hydraulic actuator based on fuzzy FMECA[J]. *Mechine Tool & Hydraulics*, 2013, 41(13):178-182.
- [18] PEREIRA L, VMD C. Interval analysis applied to the maximum loading point of electric power systems considering load data uncertainties[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 54:334-340.

(编辑:陈璐)