

# 基于时变模型辨识的高速列车复合故障诊断

张坤鹏<sup>1,2</sup>, 姜 斌<sup>1†</sup>, 陈复扬<sup>1</sup>, 安春兰<sup>2</sup>, 任 锋<sup>3</sup>

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106; 2. 华东交通大学 电气与  
自动化工程学院, 南昌 330013; 3. 兰州铁路局 兰州电务段, 兰州 730050)

**摘 要:** 高速列车信息控制系统因运行条件异常变化或操作不当会造成电机警告级高温、电机电流异常变化、电机转子断条以及气隙偏心等运行故障. 这些随机发生的复合故障会影响速度等级和牵引力/制动力的调节, 且难以采用基于单故障诊断方法建模故障与速度的关系, 以及诊断报警等级. 对此, 提出一种基于 Takagi-Sugeno(T-S) 时变模型辨识的高速列车复合故障诊断方法. 首先, 采用多元统计检测指标离线辨识故障阈值并建立复合故障时变模型; 然后, 借助模糊聚类算法辨识故障特征值集合, 利用模糊加权最小二乘法在线估计故障幅值并进行参数收敛性分析. 最后, 设计故障分离机制以刻画不同故障模式的报警等级并给出稳定性分析. 基于 CRH5G 型高速列车实际运行数据的仿真结果验证了所提出方法的有效性.

**关键词:** 高速列车; T-S 时变模型辨识; 模糊聚类; 复合故障诊断; 稳定性分析; 报警等级

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Time-varying model identified based coupled fault diagnosis for high speed trains

ZHANG Kun-peng<sup>1,2</sup>, JIANG Bin<sup>1†</sup>, CHEN Fu-yang<sup>1</sup>, AN Chun-lan<sup>2</sup>, REN Feng<sup>3</sup>

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;  
2. School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;  
3. Lanzhou Electricity Depot, Lanzhou Railway Administration, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** Coupled fault of the high speed train information control system (HSTCS) can appear, when operational conditions change abnormally or operators do not react properly or timely. Typically multiple fault ambiguity groups, including motor warnings with over-temperature, over-current, bar broken fault and air gap eccentricity fault, are highly related to speed level and traction/barking forces regulation. However, it is difficult to apply single fault diagnosis based methods to model the relations between fault and speed or alarm prioritization. In this paper, a T-S time-varying model identified based diagnosis scheme is developed for the HSTCS. Firstly, a multivariate detection index is proposed to identify the thresholds off-line and then coupled fault time-varying model is built. Then, the optimal fuzzy model structure and fault characteristics set are established using the clustering algorithm. Then, a fuzzy weighted least square algorithm with parameters convergence is proposed to estimate the coupled fault. Meanwhile, fault isolation techniques with stability analysis are used to provide a clear alarm priority for different fault modes. Finally, through a coupled fault diagnosis experiments using real data of CRH5G, the effectiveness of the proposed algorithm is verified.

**Keywords:** high speed train; T-S time-varying model identification; fuzzy clustering; coupled fault diagnosis; stability analysis; alarm prioritization

## 0 引 言

目前, 列车信息控制系统广泛采用基于规则的方法来诊断故障. 但该监控策略仅当单故障变量偏离期望值较大时才报警, 保守性较低, 往往出现误判和

漏判<sup>[1-2]</sup>. 在此背景下, 国内外学者对高速列车异常工况预测和复合故障诊断进行了相关研究.

在基于模型的故障诊断方面, 文献 [3] 针对高速列车牵引设备微小故障提出了一种基于 T-S 模糊模

收稿日期: 2018-02-06; 修回日期: 2018-07-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61490703); 江西省教育厅项目 (GJJ170412); 江西省自然科学基金项目 (20181BAB211018).

责任编委: 方华京.

作者简介: 张坤鹏 (1986—), 男, 讲师, 博士生, 从事牵引电机复合故障诊断及其应用的研究; 姜斌 (1966—), 男, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断及容错控制等研究.

†通讯作者. E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn.

型的异常工况检测和隔离方法;文献[4]设计了基于虚参数的故障容错自适应控制器来应对高速列车车辆级异常工况的自愈合需求. 在基于数据驱动技术进行残差评价进而实现故障诊断方面,文献[5]提出了一种基于并行滤波结构的高速列车信息控制系统列车级异常工况预测方法,根据规则推理策略可以诊断测速测距单元3种常见的故障模式(硬件失效或电缆接触不良导致的故障、列车测速测距单元累积计算误差引起的软件故障、轮对空转导致传感器测量误差造成的继发性复合故障),基于现场数据的仿真结果表明该方法可以降低漏报率. 文献[6]提出了一种基于信号调节的高速列车牵引驱动控制系统故障注入方法,开发的实验平台能对牵引变流器、牵引电机、传感器和牵引控制单元等常见的异常工况进行安全测试和故障诊断验证. 文献[7]针对高速列车制动控制器异常工况进行预测和分离研究,并在高速列车制动试验台上进行了验证. 以上方法的故障阈值大都根据局部故障模式统计结果来确定,容易将正常工况受干扰影响的情形误诊断为异常工况;没有考虑故障时变特性和报警等级划分不明确对复合故障诊断的影响程度.

本文的主要创新如下:1)以报警等级取代多元统计检测指标的二值逻辑,可以降低故障模糊组发生的概率;2)将因果结构关系清晰的复合故障时变模型与物理意义不明确但可诊断性强的T-S时变模型相结合,实现方法的互补性,完成高速列车正常工况和异常工况的统一建模;3)给出高速列车复合故障诊断的时变模型参数收敛性分析,提高复合故障估计精度;4)基于数据驱动方法实现高速列车复合故障诊断系统的稳定性分析,并量化复合故障报警等级.

## 1 高速列车复合故障诊断描述

### 1.1 复合故障数据来源描述

针对高速列车故障模式之间存在交叉数据的诊断不确定问题和报警等级划分不明确的弊端,本文根据兰州铁路局服役的CRH5G型高速列车多层次监测数据对复合故障特征值进行估计. 在克服高寒、风沙等异常运行条件影响的过程中,该列车信息控制系统收集了大量的正常数据、故障数据和基础参数(包括基础设施参数和运营组织参数). 其中:正常数据/故障数据来自CRH5G型高速列车在一个运行区间(兰州西站-乐都南站)的动力学数据(线路全长132.33 km,运行时间57 min);基础设施参数包括牵引电机电流、牵引/制动指令、电机参数、列车总质量;运营组织参数包括动态目标-距离曲线、运行速度、限

制速度、高速列车位置、行车许可.

### 1.2 复合故障阈值离线辨识

针对单故障诊断方法难以简明表征不同故障模式之间的耦合关系,采用多元统计检测指标对复合故障阈值进行离线估计,以提高在线检测准确度<sup>[8]</sup>.

多元统计变量 $\mathbf{x}$ 可精简为设备级数据 $[x_1, x_2]^T$ 、车辆级数据 $[x_3, x_4]^T$ 和列车级数据 $[x_5, x_6]^T$ 的集合.  $x_1$ 为电机电流, $x_2$ 为牵引/制动指令, $x_3$ 为目标-距离曲线, $x_4$ 为限制速度, $x_5$ 为运行速度, $x_6$ 为行车许可. 牵引力/制动力 $F$ 为潜变量. 结合上述二元数据集合,基于变量间方差定义故障检测指标<sup>[7]</sup>为

$$\text{IVV}(\mathbf{x}) = \left\{ \sum_{i=1}^2 (x_i - \bar{x}_1)^2, \sum_{i=3}^4 (x_i - \bar{x}_2)^2, \sum_{i=5}^6 (x_i - \bar{x}_3)^2 \right\}. \quad (1)$$

其中 $\bar{x}_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 x_i$ ,  $\bar{x}_2 = \frac{1}{2} \sum_{i=3}^4 x_i$ ,  $\bar{x}_3 = \frac{1}{2} \sum_{i=5}^6 x_i$ 分别为设备级、车辆级和列车级的2元统计变量均值.

通过选择多元统计指标的最大值 $\delta^2$ ,即

$$\delta^2 = \max_{k \in \{1, 2, \dots, N\}} \text{IVV}(\mathbf{x}_k), \quad (2)$$

可以确定不同运行模式对应的故障阈值 $|\delta_j|$  ( $1 \leq j \leq N$ ,  $N$ 为复合故障包含的独立故障个数).

为了减小故障模糊组发生的概率,结合高速列车安全误差要求 $|\delta_{\max}|$ <sup>[4]</sup>,以报警等级取代原多元统计检测指标的二值逻辑,采用区间划分策略并以报警等级标定获取故障模式特征. 具体做法如下:

- 1)  $|\delta_j| < 1.299$ , 偏离正常值很小,微小变化,以报警等级“0”标定;
- 2)  $1.299 \leq |\delta_j| < 2$ , 异常的数据冗余,轻微变化,以报警等级“1”标定;
- 3)  $2 \leq |\delta_j| < 3$ , 异常的数据冗余,明显变化,以报警等级“2”标定;
- 4)  $3 \leq |\delta_j| < 4$ , 显著的数据缺失,显著变化,以报警等级“3”标定;
- 5)  $4 \leq |\delta_j| < |\delta_{\max}|$ , 严重的的数据缺失,显著变化,以报警等级“4”标定.

### 1.3 复合故障诊断时变模型描述

根据上述分析,可用一组满足伯努利分布的随机变量 $\{\sigma_1(t), \sigma_2(t), \sigma_3(t)\}$ 来描述电机警告级高温、电机电流异常、电机转子断条和电机气隙偏心等复合故障随机发生的非线性现象<sup>[9]</sup>. 用 $f_1(t)$ 和 $f_2(t)$ 分别表示未知的牵引控制单元故障和速度传感器故障,则列车信息控制系统复合故障诊断时变模型可描述为

$$\begin{aligned}
 M\dot{v} = & \sigma_1(t)F(U(t) \otimes v(t)) + U(t) + \\
 & \sigma_2(t)(f_1(t) - U(t)) - (C_2v(t))^2 + \\
 & C_1v(t) + \sigma_3(t)f_2(t). \quad (3)
 \end{aligned}$$

其中各参数的含义详见文献[4].

由文献[10]可知, T-S模糊模型以模糊聚类方法来刻画高速列车速度和牵引力/制动力、阻力系数以及复合故障非线性时变规律等参数之间的内在不变性, 具有适应故障特征不断变化的能力, 从而能够得到某种确切的预测结果, 为上述复合故障诊断时变模型辨识提供了一种可行的解决方案.

## 2 基于T-S模型的复合故障辨识

考虑式(3)和系统输入输出数据, T-S模糊模型采用如下的模糊规则对高速列车复合故障时变动态进行辨识:

$R_i$ : If  $v(k-1)$  is  $\alpha_{i1} \dots$  and  $v(k-p)$  is  $\alpha_{ip}$  and

$U(k-1)$  is  $\beta_{i1} \dots$  and  $U(k-p)$  is  $\beta_{ip}$ ,

Then  $A_i(z^{-1})\hat{v}(k) =$

$$\begin{aligned}
 & B_i(z^{-1})U(k-1)v(k-1) + \\
 & C_i(z^{-1})U(k-1) + \xi(k). \quad (4)
 \end{aligned}$$

其中各参数的含义详见文献[10].

对于各个模糊规则, 采用乘积推理机、单值模糊器及中心平均解模糊, 基于T-S模糊模型的复合故障估计值为

$$\begin{aligned}
 \hat{v}(k) = & \sum_{i=1}^n \bar{\mu}_i \{ (1 - A_i(z^{-1}))v(k) + \\
 & B_i(z^{-1})U(k-1)v(k-1) + \\
 & C_i(z^{-1})U(k-1) + \xi(k) \}, \\
 \bar{\mu} = & \mu_i / \sum_{i=1}^n \mu_i. \quad (5)
 \end{aligned}$$

其中各参数的含义详见文献[10].

### 2.1 基于模糊聚类的复合故障特征辨识

高速列车复合故障的模糊诊断过程, 可认为是复合故障论域  $\{\sigma_1(t), \sigma_2(t), \sigma_3(t)\}$  与征兆域  $\{A_i(z), B_i(z), C_i(z), \alpha_i, \beta_i\}$  之间的模糊矩阵运算. 模糊模型的简化是复合故障特征辨识中最主要的任务. 常用的模糊规则数优化方法包括聚类算法等. 聚类过程可归结为将原始数据空间转化为故障-特征映射空间的优化问题. 采用模糊聚类可以获得最优模糊规则个数  $P^*$  和对应的规则中心  $\{v_i, U_i\}$ , 详见文献[10].

### 2.2 复合故障幅值估计及收敛性分析

根据辨识得到的复合故障特征值集合, 将式(5)经聚类方法转换后, 可以得到如下离散化自适应形式:

$$\hat{v}(k) = \sum_{i=1}^N \Phi^T \theta_{ik} + \xi(x). \quad (6)$$

其中:  $\Phi(k)$  为复合故障数据交叉下构造的完备观测向量,  $\theta_{ik} = [a_{i1}, \dots, a_{iq}, b_{i0}, \dots, b_{iq}, c_{i0}, \dots, c_{iq}]^T$  为待辨识的故障特征参数. 这是一个典型的最小二乘估计问题, 可用下式求得参数  $\theta_{ik}$ :

$$\theta_{ik} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T v(k), \quad (7)$$

但其目标函数是全局优化的. 基于聚类方法得到的  $\Phi(k)$  中数据点距离较近, 会使矩阵  $\Phi^T \Phi$  具有奇异性.  $(\Phi^T \Phi)^{-1}$  值较大, 使得参数  $\theta_{ik}$  的估计变得不可信, 很难准确描述每个模糊规则的局部动态特性.

随着观测数据(正常工况和异常工况)的不断增多, 新观测值对不同工况下参数估计的影响不断减小. 最终, 新数据的作用将被旧数据作用淹没, 出现数据饱和, 系统估计参数将不再跟踪系统真实参数的变化, 失去在线辨识的意义. 因此, 参数辨识需要将老数据逐渐遗忘, 对新数据给予足够的重视. 针对普通最小二乘法难以刻画故障特征值动态变化带来的模糊估计问题, 本文引入模糊加权系数和遗忘因子  $\lambda$ , 采用加权最小二乘法来迭代优化模型参数和避免矩阵求逆问题, 适用于在线辨识<sup>[10]</sup>.

为了实现复合故障幅值参数  $\hat{\theta}_{ik}$  的全局一致渐近收敛估计, 引入如下定理.

**定理1** 考虑式(5)和参数化模型(6). 模糊加权项系数  $\bar{\mu}_{ik}(\Phi(k))$  可以保证  $A_i(z^{-1})$ 、 $B_i(z^{-1})$  和  $C_i(z^{-1})$  无公因子, 基于模糊聚类算法辨识的故障集合为周期性的交流正弦信号, 可以保证观测向量  $\Phi(k)$  为持续激励信号. 因此, 参数  $\hat{\theta}_{ik}$  估计误差能够渐近收敛到零.

**证明** 由文献[10]可知, 聚类算法可以保证不同模糊规则对模型贡献度不同, 即  $\bar{\mu}_{ik}(\Phi(k))$  各项系数不同, 因此, 式(5)中  $A_i(z^{-1})$ 、 $B_i(z^{-1})$  和  $C_i(z^{-1})$  无公因子. 剩余部分的证明详见文献[11].  $\square$

### 2.3 复合故障分离机制

由式(6)和(3)可得残差信号  $r_j(k) = \hat{v}_j(k) - v_j(k)$ . 为了判断第  $j$  个独立故障是否发生, 设计如下的故障分离机制:

$$\begin{cases} |r_j(k)| > |\delta_j(k)|, \\ |r_j(k)| < |\delta_j(k)|. \end{cases} \quad (8)$$

针对式(8)可能引起的误报和漏报现象, 引入如

下定理来获得可靠的报警等级, 并提高报警的有效性.

**定理2** 考虑多元统计检测指标确定的复合故障阈值(2), 基于随机变量  $\{\sigma_1(t), \sigma_2(t), \sigma_3(t)\}$  描述的复合故障时变模型(3)和T-S模型辨识器(6)组成的诊断系统, 如果定理1满足, 则诊断系统的故障分离残差是有界的, 即复合故障诊断系统是稳定的.

**证明** 在定理1的保证下, 由T-S模型辨识器(6)构造的系统输出估计值  $\hat{v}(k)$  有界. 采用前文描述的聚类算法能在复合故障论域  $\{\sigma_1(t), \sigma_2(t), \sigma_3(t)\}$ (3)与征兆域  $\{A_i(z), B_i(z), C_i(z), \alpha_i, \beta_i\}$ (5)之间建立不变的映射关系. 因为  $\hat{v}(k)$  有界, 可以保证式(5)中征兆域有界, 根据模糊聚类提供的不变对应关系, 复合故障论域(3)有界, 从而保证系统真实输出  $v_j(k)$  有界. 因此  $r_j(k)$  有界. 参照多元统计检测指标确定的复合故障阈值(2), 对  $r_j(k)$  的报警优先次序进行标定, 则可以得到不同故障模式下的报警等级. 详细证明可见文献[10]. □

### 3 实验验证

为了验证本文所提出方法的有效性, 选用运行在兰新(兰州-乌鲁木齐)高铁线上的CRH5G型高速列车作为实验验证对象, 列车信息控制系统为CTCS-2级列控系统. 考虑高速列车正常工况和异常工况统一建模的需求, 采集CRH5G型高速列车正常工况数据(814组运行速度和控制力数据)作为标准模式样本, 另采集覆盖异常工况下的复合故障数据(801组故障运行速度和控制力数据)作为测试样本.

利用模糊聚类算法分析814组标准模式样本, 可得最优模糊规则个数为6. 兼顾系统延时和在线调节的快速性, 由文献[10]可知, 高速列车动力学模型阶次可选为2. 本文采用T-S二阶模型结构(5)对4类复合故障(电机电流异常、电机警告级高温、电机转子断条和气隙偏心)进行诊断.

在定理1成立的条件下, 以任一模糊规则参数变化为例, 图1描述了模糊规则6的6个参数在正常工况和异常工况下的收敛情况, 其余5个模糊规则的参数具有类似的收敛特征.

由图1可以看出: 由于受故障特征不断变化的影响, 正常工况和异常工况的参数收敛值具有明显的差异性, 即本文提出的模糊规则参数辨识方法具有较强的泛化能力; 每条规则的参数均有较快的收敛性和较好的适应性, 且每个规则的参数都具备特有的变化趋势, 满足高速列车列车信息控制系统多层面监测和多参数辨识要求.

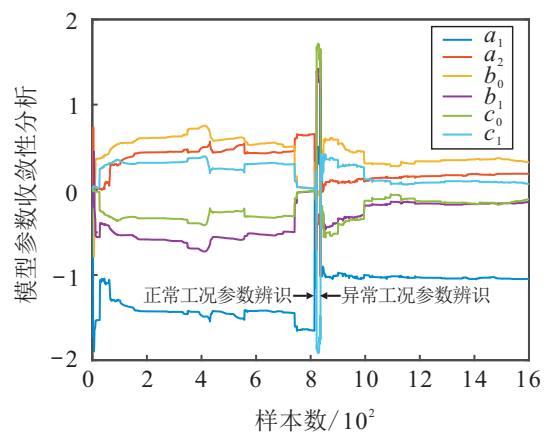


图1 模糊规则6的参数辨识

图2和图3分别为模型估计以及其与真实数据(标准模式样本和复合故障数据)的残差曲线. 由图2和图3可以看出, 在不同工况下T-S二阶模型能高精度逼近真实数据(正常工况最大正误差为1.299 km/h, 最小负误差为-1.2922 km/h; 异常工况最大正误差为4.2924 km/h, 最小负误差为-4.231 km/h). 其最大正负误差的绝对值均不超过5 km/h, 满足高速列车故障-导向安全的安全阈值, 即250 km/h范围内, 不超过速度值的2%<sup>[10]</sup>. 另外, 由图3可以看出: 正常工况数据和异常工况的残差阈值具有明显的差异

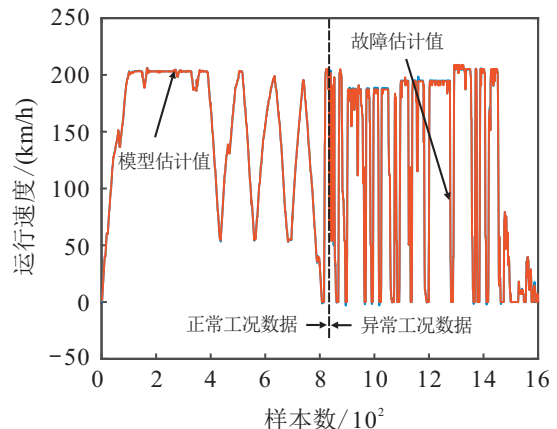


图2 T-S模型估计

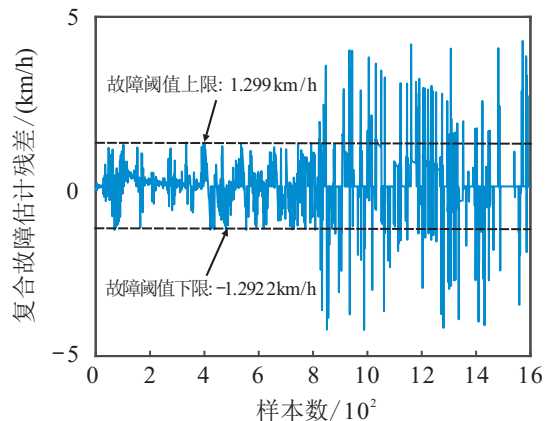


图3 复合故障估计残差

性,但满足多元统计变量统一在一种概率分布之下的规律;从残差序列稳定有界变化趋势来看,不仅实现了复合故障检测,而且还可以准确估计出故障幅值。

在定理2成立的条件下,根据本文提出的复合故障分离机制(8)和801组复合故障样本,图4给出了复合故障报警等级。其中:0表示可自愈合的故障(电缆接触不良导致的故障、列车测速测距单元累积计算误差引起的软件故障、轮对空转导致传感器测量误差造成的继发性复合故障),1代表电机气隙偏心故障报警等级,2代表电机转子断条故障等级,3为电机电流异常故障报警等级,4为电机警告级高温报警等级。结合复合故障阈值标定方法和残差空间分布规律,每个故障样本都具有合适的报警等级属性,在一定程度上降低了漏报率和误报率问题。

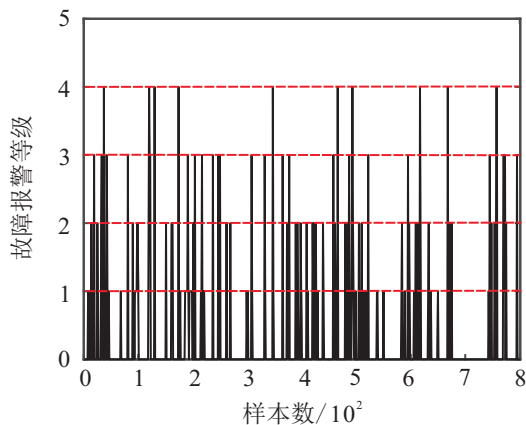


图4 复合故障报警等级

## 4 结论

本文考虑了高速列车信息控制系统存在复合故障特征耦合和报警等级划分不明确的诊断问题,通过对复合故障阈值的确定和故障特征不断变化下T-S模型残差的估计,针对不同故障模式的残差采用不同的分离机制,形成了含复合故障特征动态变化的模糊诊断方法。通过多工况下系统参数收敛性和稳定性分析以及现场数据验证表明,本文所提出的方法具有较高的复合故障检测和估计精度以及满意的分离效果。结合神经网络解耦理论进一步提高时变系统复合故障诊断精度,以及与其他复合故障诊断方法的比较,将是后续研究的重点之一。本文研究成果可为类似复杂系统的模型辨识和复合故障诊断提供新的思路,具有一定的理论意义和应用价值。

## 参考文献(References)

- [1] 姜斌, 吴云凯, 陆宁云, 等. 高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(5): 841-855.  
(Jiang B, Wu Y K, Lu N Y, et al. Review of fault diagnosis and prognosis techniques for high-speed railway traction system[J]. Control and Decision, 2018, 33(5): 841-855.)
- [2] Liu Q, Qin S J, Chai T Y. Unevenly sampled dynamic data modeling and monitoring with an industrial application[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2017, 13(5): 2203-2213.
- [3] Wu Y K, Jiang B, Shi P. Incipient fault diagnosis for T-S fuzzy systems with application to high-speed railway traction devices[J]. IET Control Theory & Applications, 2016, 10(17): 2286-2297.
- [4] Song Y D, Song Q, Cai W C. Fault-tolerant adaptive control of high-speed trains under traction/braking failures: A virtual parameter-based approach[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 737-748.
- [5] Liu J, Cai B G, Wang J. Cooperative localization of connected vehicles: Integrating GNSS with DSRC using a robust cubature kalman filter[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(8): 2111-2124.
- [6] Yang C H, Yang C, Peng T, et al. A fault-injection strategy for traction drive control systems[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2017, 64(7): 5719-5727.
- [7] Zhou D H, Ji H Q, He X, et al. Fault detection and isolation of the brake cylinder system for electric multiple units[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2018, 26(5): 1744-1757.
- [8] Zhang Y W, Du W Y, Fan Y P, et al. Comprehensive correlation analysis of industrial process[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2017, 64(2): 9461-9468.
- [9] Dong H L, Wang Z D, Ding S X, et al. On  $H_\infty$  estimation of randomly occurring faults for a class of nonlinear time-varying systems with fading channels[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2016, 61(2): 479-484.
- [10] Yang H, Zhang K P, Liu H E. Online regulation of high speed train trajectory control based on T-S fuzzy bilinear model[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(6): 1496-1508.
- [11] Zhang K P, Jiang B, Tao G, et al. MIMO evolution model based coupled fault estimation and adaptive control with high speed train applications[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2018, 26(5): 1552-1566.

(责任编辑: 李君玲)