自动化学报
ACTA AUTOMATICA SINICA

高速列车牵引电机转子断条和速度传感器联合诊断方法

许水清 柴晖 胡友强 黄大荣 张可 柴毅

Simultaneous Fault Diagnosis of Broken Rotor Bar and Speed Sensor for Traction Motor in High-speed Train

XU Shui-Qing, CHAI Hui, HU You-Qiang, HUANG Da-Rong, ZHANG Ke, CHAI Yi

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16383/j.aas.c220461

您可能感兴趣的其他文章

高速列车牵引整流器多类故障联合诊断方法

Joint Fault Diagnosis Method of Multiclass Faults for Traction Rectifier in High-speed Train

自动化学报. 2019, 45(12): 2294-2302 https://doi.org/10.16383/j.aas.c190258

基于滑模观测器和广义观测器的故障估计方法

Fault Estimation Approaches With Sliding Mode Observer and Descriptor Observer

自动化学报. 2018, 44(9): 1698-1705 https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c160730

高速列车牵引传动系统故障测试与验证仿真平台研究

Fault Testing and Validation Simulation Platform for Traction Drive System of High-speed Trains

自动化学报. 2019, 45(12): 2218-2232 https://doi.org/10.16383/j.aas.c190395

基于未知输入集员滤波器的不确定系统故障诊断

Fault Diagnosis for Uncertain Systems Based on Unknown Input Set-membership Filters

自动化学报. 2018, 44(9): 1717-1724 https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c170123

高速列车信息控制系统的故障诊断技术

Fault Diagnosis Techniques for the Information Control System of High-speed Trains

自动化学报. 2018, 44(7): 1153-1164 https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170392

基于鲁棒正不变集的传感器故障区间估计

Interval Estimation for Sensor Fault Based on Robust Positive Invariant Set

自动化学报. 2020, 46(9): 1986-1993 https://doi.org/10.16383/j.aas.c180504

高速列车牵引电机转子断条和速度传感器联合诊断方法

许水清 [1] 柴 晖 [1] 胡友强 [2] 黄大荣 [3] 张 可 [2] 柴 毅 [2]

摘 要 为提升高速列车牵引系统的稳定性和可靠性, 针对其牵引电机提出一种基于未知输入观测器的转子断条和速度传感器故障联合诊断方法. 首先, 通过非奇异坐标变换, 将牵引电机系统解耦为两个分别只包含转子断条故障和速度传感器故障的子系统, 实现转子断条故障与速度传感器故障的解耦, 并进一步利用一阶低通滤波器将含速度传感器故障的子系统转化为增广系统. 其次, 对含转子断条故障的子系统和速度传感器故障增广系统分别设计未知输入区间观测器和未知输入滑模观测器. 在此基础上, 采用未知输入区间观测器上界和下界构建转子断条故障诊断的检测变量和自适应阈值, 利用未知输入滑模观测器的等效输出控制原理实现速度传感器故障估计. 最后, 通过仿真和 TDCS-FIB 平台实验验证了所提方法的有效性和鲁棒性.

关键词 牵引电机, 速度传感器故障, 转子断条故障, 未知输入滑模观测器, 未知输入区间观测器

引用格式 许水清, 柴晖, 胡友强, 黄大荣, 张可, 柴毅. 高速列车牵引电机转子断条和速度传感器联合诊断方法. 自动化学报, 2023, **49**(6): 1214−1227

DOI 10.16383/j.aas.c220461

Simultaneous Fault Diagnosis of Broken Rotor Bar and Speed Sensor for Traction Motor in High-speed Train

XU Shui-Qing[1] CHAI Hui[1] HU You-Qiang[2] HUANG Da-Rong[3] ZHANG Ke[2] CHAI Yi[2]

Abstract In order to improve the stability and reliability of the traction system of high-speed train, this paper proposes a simultaneous diagnosis method for broken rotor bar fault and speed sensor fault of traction motor based on the unknown input observer. Firstly, through non singular coordinate transformation, the traction motor system is decoupled into two subsystems that only contain broken rotor bar fault and speed sensor fault, respectively, so as to realize the decoupling of broken rotor bar fault and speed sensor fault, and the subsystem containing speed sensor fault is further transformed into augmented system by using first-order low-pass filter. Then, the unknown input interval observer and the unknown input sliding mode observer are designed for the subsystem with broken rotor bar fault and the speed sensor fault augmentation system, respectively. On this basis, the upper and lower bounds of the unknown input interval observer are used to construct the detection variables and adaptive thresholds for broken rotor bar fault diagnosis, and the speed sensor fault estimation is realized by using the equivalent output control principle of the unknown input sliding mode observer. Finally, the effectiveness and robustness of the proposed method are verified by simulation and TDCS-FIB platform experiments.

Key words Traction motor, speed sensor fault, broken rotor bar fault, unknown input sliding mode observer, unknown input interval observer

Citation Xu Shui-Qing, Chai Hui, Hu You-Qiang, Huang Da-Rong, Zhang Ke, Chai Yi. Simultaneous fault diagnosis of broken rotor bar and speed sensor for traction motor in high-speed train. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(6): 1214−1227

随着我国高速铁路的快速发展, CRH (China railway high-speed) 系列动车组已成为我国铁路干线的主要运载车辆. 牵引电机作为 CRH 型动车组的关键部件之一, 通常采用三相异步电机, 其作用是将电能转化为机械能, 为高速列车持续运行提供动力[1−2]. 然而, 由于工作环境复杂多变且长时间不间断运行, 牵引电机的安全运行遭受到严重威胁.

收稿日期 2022-06-06 录用日期 2022-12-01
Manuscript received June 6, 2022; accepted December 1, 2022
国家自然科学基金 (62273128, 61803140, U2034209), 中国博士后面上基金 (2020M682474), 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目 (cstc2019jscx-msxmX0073), 四川省川渝合作重点研发项目 (2020YFQ0057) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (62273128, 61803140, U2034209), China Postdoctoral Science Foundation (2020M682474), Special Key Project of Chongqing Technological Innovation and Application Development (cstc2019jscx-msxmX0073), and Sichuan-Chongqing Cooperation Key Project (2020YFQ0057)
本文责任编委 杨浩
Recommended by Associate Editor YANG Hao
1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009 2. 重庆大学自动化学院 重庆 400044 3. 安徽大学人工智能学院 合肥 230601
1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009 2. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044 3. School of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230601

统计数据表明, 速度传感器故障和转子断条故障占整个牵引电机故障的 40% 以上[3]. 因此, 速度传感器故障和转子断条故障诊断对保障高速列车牵引电机的安全可靠运行具有重要意义.

目前, 牵引电机速度传感器故障和转子断条故障诊断方法主要分为基于数据驱动的诊断方法和基于解析模型的诊断方法[4–6]. 基于数据驱动的诊断方法是通过对监测信号进行分析, 从而挖掘出有效信息进行故障诊断[7–11]. 如文献 [12] 首先基于变分模态分解和萤火虫优化算法获取了电机电流的基频分量信号, 然后利用 Park 变换进行特征提取实现了交流变频电机的转子断条故障诊断; 文献 [13] 通过注入零序信号并利用 Park 变换提取了转子断条的电流基频信号, 从而完成了异步电机转子断条故障诊断; 文献 [14] 首先利用快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 分析了异步电机故障电流信号频谱的稀松程度, 然后引入正交匹配追踪算法实现了转子断条故障诊断; 文献 [15] 通过在线估计传感器的概率密度函数获取故障信息, 结合贝叶斯网络对故障信息分类, 实现了高铁牵引系统电流传感器和速度传感器的故障诊断. 然而, 基于数据驱动的牵引电机故障诊断方法依赖于监测信号的数量和质量, 易受系统噪声和负载扰动等因素的影响, 计算量大且故障诊断时间普遍较长.

由于能够建立精确反映牵引电机非线性动态的机理模型, 因此基于解析模型的故障诊断方法在牵引电机中被广泛采用. 如文献 [16] 构建了牵引电机驱动系统开路故障下的电流模型, 并利用开路故障电流构建自适应故障特征量, 实现了驱动系统开路故障诊断; 文献 [17] 构建了电压不平衡下的牵引电机故障模型, 并采用电流及电压设计故障检测变量, 实现了牵引电机的匝间短路故障程度评估; 文献 [18] 通过构造含有电流传感器故障的牵引电机增广系统, 并设计未知输入区间观测器, 实现了牵引电机电流传感器故障大小的估计; 文献 [19] 针对感应电机存在的传感器故障和电机转矩偏置故障, 通过设计 T-S 模糊型的滑模观测器, 实现了传感器故障和电机转矩偏置故障的估计; 文献 [20] 则通过对牵引电机单相三电平整流器不同电流传感器故障分别建立对应的状态观测器, 利用网侧电流残差与固定阈值对比实现了电流传感器故障诊断. 此外, 文献 [21] 通过对牵引电机系统进行非奇异坐标变换, 重构了牵引电机匝间短路故障, 并在此基础上设计区间滑模观测器, 实现了牵引电机匝间短路故障诊断. 其次, 文献 [22] 也对牵引电机系统进行非奇异坐标变换, 将牵引电机传感器故障与未知扰动解耦, 在此基础上利用 ToMFIR 残差和滑模观测器, 实现了牵引电机传感器复合故障诊断. 同样, 文献 [23] 利用非线性坐标变换重构牵引电机定/转子绕组故障和扰动, 并在此基础上设计故障检测观测器和故障隔离观测器, 实现了牵引电机转子断条故障和匝间短路故障的检测与识别.

另一方面, 速度传感器故障和转子断条故障都会导致牵引电机转速等测量数据异常, 然而上述的牵引电机故障诊断方法在诊断过程中未对速度传感器故障和转子断条故障进行区分. 若仅设计速度传感器故障诊断方法, 当转子断条故障发生时, 牵引电机转速同样发生异常, 将会导致速度传感器故障诊断方法出现误报. 类似的, 若仅设计转子断条故障诊断方法, 当速度传感器发生故障时, 也会造成转子断条故障诊断方法产生误报. 此外, 相比采用不同方法分别诊断速度传感器故障和转子断条故障, 采用同一方法联合诊断速度传感器故障和转子断条故障能够减少计算复杂度, 避免故障误报和漏报. 因此, 联合诊断速度传感器故障和转子断条故障对提高高速列车牵引系统可靠性和降低运维成本具有重要意义. 同时, 在牵引电机系统中, 根据故障机理建模分析, 可将转子断条故障等效为执行器故障. 这样含有转子断条故障和速度传感器故障的牵引电机系统可以视为一类包含执行器故障、传感器故障和未知扰动的非线性系统. 而关于非线性系统故障解耦方面的研究已有很多, 如文献 [24] 利用坐标变换将非线性系统执行器故障与未知扰动解耦, 然后针对含有扰动的子系统设计滑模观测器估计非线性系统状态, 并利用观测器输出信息重构执行器故障, 实现非线性系统执行器故障估计; 文献 [25] 通过坐标变换将含有传感器故障和执行器故障的非线性系统解耦, 并针对两类故障设计了不同类型的观测器, 从而实现非线性系统执行器故障诊断和传感器故障估计. 这些研究成果为本文进行牵引电机转子断条故障和速度传感器故障联合诊断提供了理论基础.

为此, 本文提出了一种基于未知输入观测器的牵引电机速度传感器故障和转子断条故障联合诊断方法. 该方法首先将牵引电机系统转换为一个只包含转子断条故障的子系统和一个只包含速度传感器故障的增广系统; 然后, 对转子断条故障子系统和速度传感器故障增广系统分别设计未知输入区间观测器和未知输入滑模观测器; 在此基础上, 实现了转子断条故障诊断和速度传感器故障估计. 本文的主要创新点和贡献在于以下三个方面:

1) 首次提出了牵引电机转子断条故障和速度

传感器故障联合诊断方法, 该方法利用非奇异矩阵变换, 将牵引电机系统转化为一个只包含转子断条故障的子系统与一个只包含速度传感器故障的增广系统, 实现了转子断条故障与速度传感器故障的解耦. 此外, 该方法不仅能够避免单一故障诊断方法中两种故障相互影响而引起的误报和漏报, 而且能够在一定程度上减少计算复杂度. 并且, 采用同一方法联合诊断能够及时判断出牵引电机的故障部件是速度传感器还是电机转子, 有利于在检测到故障后及时采取措施进行后续维护, 对保障牵引电机的安全可靠运行具有重要意义.

2) 针对牵引电机转子断条故障, 首先对转子断条故障子系统设计了未知输入区间观测器, 消除了未知扰动等不确定性因素的影响且不需要考虑未知扰动上界, 并且在设计中以合理的上下界区间代替非线性项的单个测量点, 有效解决了高阶非线性项不满足 Lipschitz 条件的情况和消除了高阶非线性项对系统状态估计的影响, 精确估计转子断条故障子系统状态. 然后, 利用未知输入区间观测器的上下界构造了转子断条故障检测变量和自适应阈值, 实现了转子断条故障的高准确性和强鲁棒性检测.

3) 针对牵引电机速度传感器故障, 首先引入一阶低通滤波器将速度传感器故障转换为增广系统的执行器故障, 然后对增广系统设计未知输入滑模观测器, 不仅有效隔离了未知扰动等不确定性因素的影响且不需要考虑未知扰动上界, 并且还采用小偏差线性化方法解决了系统非线性项不满足 Lipschitz 条件的情况, 从而精确估计速度传感器故障增广系统状态. 然后, 利用未知输入滑模观测器的等效输出控制原理, 实现了速度传感器故障的精确跟踪估计.

1 牵引电机模型描述

在研究牵引电机故障诊断时, 为了简化分析, 通常可以对牵引电机模型作以下合理假设[26–28]: 1) 忽略空间谐波干扰, 假设牵引电机三相绕组具有对称性; 2) 忽略磁路饱和非线性, 假设定/转子绕组的自感和互感保持不变; 3) 忽略铁损以及温度和频率对定子绕组的影响. 然后基于牵引电机的工作原理可得含有转子断条故障和速度传感器故障的高速列车牵引电机状态空间模型为

$$\begin{cases}\dot{X}(t)=AX(t)+BU(t)+Ed(t)+\\ \qquad f_a(t)+Gf_i(t)\\ y(t)=CX(t)+Ff_s(t)\end{cases}\tag{1}$$

式 (1) 中, $X(t)$, $U(t)$, $d(t)$, $y(t)$, $f_s(t)$, $f_i(t)$ 分别为状态变量、输入变量、系统扰动、输出变量、速度传感器故障量、转子断条故障量, $f_a(t)$ 是系统非线性项, E 是扰动矩阵. 其中,

$$X(t)=\begin{bmatrix} i_{qs} & i_{ds} & \lambda_{qr} & \lambda_{dr} & \omega_m\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

$$A=\begin{bmatrix}-\gamma & -\omega_s & \alpha\beta & 0 & 0\\ \omega_s & -\gamma & 0 & \alpha\beta & 0\\ \alpha L_m & 0 & -\alpha & -\omega_s & 0\\ 0 & \alpha L_m & \omega_s & \alpha & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & \tau\end{bmatrix}$$

$$B=\begin{bmatrix}\dfrac{1}{\delta L_s} & 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \dfrac{1}{\delta L_s} & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

$$C=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$G=\begin{bmatrix}-\dfrac{L_m^2}{\delta L_s L_r^2} & 0 & \dfrac{\beta}{L_r} & 0\\ 0 & -\dfrac{L_m^2}{\delta L_s L_r^2} & 0 & \dfrac{\beta}{L_r}\\ \dfrac{L_m}{L_r} & 0 & -\dfrac{1}{L_r} & 0\\ 0 & \dfrac{L_m}{L_r} & 0 & -\dfrac{1}{L_r}\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$$

$$f_a(t)=\begin{bmatrix}-n_p\beta\omega_m\lambda_{dr}\\ n_p\beta\omega_m\lambda_{qr}\\ n_p\beta\omega_m\lambda_{dr}\\ -n_p\beta\omega_m\lambda_{dr}\\ \mu(\lambda_{dr}i_{qs}-\lambda_{dr}i_{ds})-\dfrac{1}{J}T_L-\tau\omega_m\end{bmatrix}$$

$$f_i(t)=\begin{bmatrix}x_1\Delta R_s & x_2\Delta R_s & x_3\Delta R_s & x_4\Delta R_s\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

式中, $\gamma=L_m^2R_r/(\delta L_S L_r)+R_s/(\delta L_s)$, $\alpha=R_r/L_r$, $\beta=L_m/(\delta L_s L_r)$, $\delta=1-L_m^2/(L_s L_r)$, $\mu=3n_pL_m/(2JL_r)$. i_{ds}, i_{qs} 分别为三相电流 i_a, i_b, i_c 在 dq 坐标系下的定子电流, λ_{qr} 为牵引电机转子 q 轴磁通, λ_{dr} 为牵引电机转子 d 轴磁通, ω_m 为机械旋转角速度, L_s 为牵引电机定子电感, L_r 为牵引电机转子电感, L_m 为牵引电机定子与转子之间的互感, R_r 为牵引电机转子电阻, R_s 为牵引电机定子电阻, J 为转动惯量, n_p 为极对数, τ 为很小的正实数以保证 A 满秩.

由于速度传感器故障和转子断条故障都会导致电机转速等状态变量异常, 为区分转子断条故障和速度传感器故障, 需将系统 (1) 解耦成两个分别只包含转子断条故障和速度传感器故障的子系统. 为此, 给出以下引理.

注 1. 对于任意具有负实部的复数, 满足如下条件

$$\operatorname{rank}\begin{bmatrix} s\mathbf{1}-A & G \\ C & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \operatorname{rank}(A) + \operatorname{rank}(G)$$

引理 1[29]**.** 在满足 $\operatorname{rank}(A)+\operatorname{rank}(G)=\operatorname{rank}(C\times[A\ G])$ 以及注 1 的条件下, 可以保证如下两个坐标变换的存在性, 即

$$z(t)=\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{bmatrix} = Q\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix}$$

$$\omega(t)=\begin{bmatrix} \omega_1(t) \\ \omega_2(t) \end{bmatrix} = S\begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{bmatrix}$$

其中, $Z_1(t)=[z_{11}(t)\ \ z_{12}(t)\ \ z_{13}(t)\ \ z_{14}(t)]^{\mathrm{T}}$.

在以上分析的基础上, 将式 (1) 进一步写成如下形式

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} \\ B_{22} \end{bmatrix}U(t) + \\ \qquad \begin{bmatrix} E_{11} \\ E_{22} \end{bmatrix}d(t) + \begin{bmatrix} G_{11} \\ G_{22} \end{bmatrix}f_i(t) + f_a(t) \\ \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{11} \\ F_{22} \end{bmatrix}f_s(t) \end{cases} \tag{2}$$

利用引理 1, 可进一步将式 (2) 变换为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{Z}_1 \\ \dot{Z}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix}U(t) + \\ \qquad \begin{bmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix}d(t) + \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix}f_i(t) \\ \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 \\ C_3 & C_4 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ F_2 \end{bmatrix}f_s(t) \end{cases} \tag{3}$$

在此基础上, 为了实现转子断条故障与速度传感器故障解耦, 令非奇异变换矩阵 Q 为

$$Q=\begin{bmatrix} \mathbf{1}-C_1^{-1}C_{12}G_2G_1^{-1} & C_1^{-1}C_{12} \\ -G_2G_1^{-1} & \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

那么, 可将式 (3) 中的状态方程进一步改写为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{Z}_1 \\ \dot{Z}_2 \end{bmatrix} = & \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} + \\ & \begin{bmatrix} B_{11}-H_1H_2B_{11}+H_1B_{22} \\ -H_2B_{11}+B_{22} \end{bmatrix}U(t) + \\ & \begin{bmatrix} E_{11}-H_1H_2E_{11}+H_1E_{22} \\ -H_2E_{11}+E_{22} \end{bmatrix}d(t) + \\ & \begin{bmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_1 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}f_i(t) \end{aligned} \tag{4}$$

其中, $H_1=C_1^{-1}C_{12}$, $H_2=E_2E_1^{-1}$.

同时, 若选取非奇异变换矩阵 S 为

$$S=\begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} \\ -C_{21}C_1^{-1} & \mathbf{1} \end{bmatrix}$$

则可将系统输出变换为

$$\omega(t)=SCQ^{-1}z(t)=\begin{bmatrix} C_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & C_4 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{bmatrix} \tag{5}$$

在式 (4) 和式 (5) 的基础上, 原牵引电机系统 (1) 可以表示为如下两个降阶的子系统

$$\begin{cases} \dot{Z}_1(t)=A_1Z_1(t)+A_2Z_2(t)+B_2U(t)+ \\ \qquad E_1d(t)+G_1f_i(t)+f_1(t) \\ \omega_1(t)=C_1Z_1(t) \end{cases} \tag{6}$$

$$\begin{cases} \dot{Z}_2(t)=A_3Z_1(t)+A_4Z_2(t)+B_2U(t)+ \\ \qquad E_2d(t)+f_2(t) \\ \omega_2(t)=C_2Z_2(t)+F_2f_s(t) \end{cases} \tag{7}$$

综合式 (6) 和式 (7) 可知, 通过上述非奇异坐标变换, 实现了牵引电机转子断条故障与速度传感器故障的解耦. 其中 $f_1(t)$, $f_2(t)$ 分别为式 (6) 和式 (7) 的非线性项.

另一方面, 为了更好地分析速度传感器故障, 将式 (7) 所示子系统的输出 $\omega_2(t)$ 通过如下的一阶低通滤波器

$$\dot{Z}_3(t)=A_5Z_3(t)+C_2Z_2(t)+F_2f_s(t) \tag{8}$$

其中, $Z_3(t)$ 为滤波器状态, A_5 为 Hurwitz 矩阵.

在此基础上, 令 $\bar{Z}_2(t)=\begin{bmatrix} Z_2(t) \\ Z_3(t) \end{bmatrix}$, 则子系统 (7) 可重写为

$$\begin{cases} \dot{\bar{Z}}_2(t)=\bar{A}_4\bar{Z}_2(t)+\bar{A}_3Z_1(t)+\bar{B}_2U(t)+ \\ \qquad \bar{E}_2d(t)+\bar{F}_2f_s(t)+\bar{f}_2(t) \\ \bar{\omega}_2(t)=\bar{C}_2\bar{Z}_2(t) \end{cases} \tag{9}$$

其中, $\bar{A}_4=\begin{bmatrix}A_4 & \mathbf{0}\\ C_2 & A_5\end{bmatrix}$, $\bar{A}_3=\begin{bmatrix}A_3\\ \mathbf{0}\end{bmatrix}$, $\bar{B}_2=\begin{bmatrix}B_2\\ \mathbf{0}\end{bmatrix}$, $\bar{E}_2=\begin{bmatrix}E_2\\ \mathbf{0}\end{bmatrix}$, $\bar{F}_2=\begin{bmatrix}F_2\\ \mathbf{0}\end{bmatrix}$, $\bar{C}_2=\begin{bmatrix}C_2 & \mathbf{0}\\ C_2 & \mathbf{1}\end{bmatrix}$, $\bar{f}_2(t)=\begin{bmatrix}f_2(t)\\ \mathbf{0}\end{bmatrix}$.

综上分析, 牵引电机系统 (1) 经过坐标变换解耦为只包含转子断条故障的降阶子系统 (6) 和只包含速度传感器故障的降阶子系统 (7). 其中, 子系统 (7) 进一步通过状态增广将速度传感器故障转化为式 (9) 中的执行器故障.

2 牵引电机转子断条和速度传感器故障联合诊断策略

2.1 未知输入观测器设计

本节针对第 1 节获得的转子断条诊断子系统 (6) 和速度传感器增广系统 (9), 分别设计未知输入区间观测器和未知输入滑模观测器, 以便实现高速列车牵引电机转子断条故障诊断和速度传感器故障估计.

假设 1. 假设存在观测器增益矩阵 L_1 和 L_2, 满足 $(TA_1-L_1C_1)$, $(M\bar{A}_4-L_2\bar{C}_2)$ 为 Hurwitz 矩阵.

假设 2. 对于任意的 $z^-(t)\le z(t)\le z^+(t)$, 存在向量函数

$$f_1^-(z^+(t),\,z^-(t))\le f_1(z(t))\le f_1^+(z^+(t),\,z^-(t))$$

其中, $f_1^-(z^+(t),\,z^-(t))$ 和 $f_1^+(z^+(t),\,z^-(t))$ 分别为非线性项的上下界.

引理 2[30]**.** 若函数 $g(x,\,t)$ 满足 Lipschitz 条件, 则存在正定矩阵 P 满足下式

$$2\varepsilon^{\mathrm{T}}P(g(x_1,\,t)-g(x_2,\,t))\le L_g^2\varepsilon^{\mathrm{T}}P^2\varepsilon+\varepsilon^{\mathrm{T}}\varepsilon$$

其中, $\varepsilon=x_1-x_2$, L_g 是已知的 Lipschitz 常数.

一方面, 针对转子断条故障子系统 (6) 中含有未知扰动等不确定性因素, 以及存在非线性项阶数较高且可能不满足 Lipschitz 条件的情况. 首先, 利用未知输入观测器的隔离干扰特性, 针对转子断条故障子系统 (6) 设计如下的未知输入观测器, 以消除未知扰动等不确定性因素对系统状态估计的影响

$$\begin{cases}\dot{V}(t)=TA_1\hat{Z}_1(t)+TA_2\hat{Z}_2(t)+T\hat{f}_1(t)+\\ \qquad TB_1U(t)+L_1(\omega_1(t)-\hat{\omega}_1(t))\\ \hat{Z}_1(t)=V(t)+H\hat{\omega}_1(t)\\ \hat{\omega}_1(t)=C_1\hat{Z}_1(t)\end{cases}\tag{10}$$

其中, $V(t)$ 是状态观测量, T, H, L_1 为待求矩阵, 且满足 $T+HC_1=\mathbf{1}$.

在此基础上, 考虑到非线性项 $f_1(t)$ 阶数较高且可能不满足 Lipschitz 条件, 基于假设 2, 通过利用合理的上下界区间代替高阶非线性项 $f_1(t)$ 的单个测量点, 进一步在上述未知输入观测器的基础上设计如下式所示的未知输入区间观测器

$$\begin{cases}\dot{V}^-(t)=TA_1\hat{Z}_1^-(t)+TA_2\hat{Z}_2^-(t)+T\hat{f}_1^-(t)+\\ \qquad TB_1U(t)+L_1(\omega_1(t)-\hat{\omega}_1^-(t))\\ \hat{Z}_1^-(t)=V^-(t)+H\hat{\omega}_1^-(t)\\ \hat{\omega}_1^-(t)=C_1\hat{Z}_1^-(t)\end{cases}\tag{11}$$

$$\begin{cases}\dot{V}^+(t)=TA_1\hat{Z}_1^+(t)+TA_2\hat{Z}_2^+(t)+T\hat{f}_1^+(t)+\\ \qquad TB_1U(t)+L_1(\omega_1(t)-\hat{\omega}_1^+(t))\\ \hat{Z}_1^+(t)=V^+(t)+H\hat{\omega}_1^+(t)\\ \hat{\omega}_1^+(t)=C_1\hat{Z}_1^+(t)\end{cases}\tag{12}$$

其中, $\hat{Z}_1^-(t)$ 和 $\hat{Z}_1^+(t)$ 分别为状态变量 $Z_1(t)$ 的下界和上界, $\hat{\omega}_1^-(t)$ 和 $\hat{\omega}_1^+(t)$ 分别表示未知输入区间观测器输出的下界和上界.

在此基础上, 取 $e_1=\hat{Z}_1^+(t)-Z_1(t)$, $e_2=\hat{Z}_2^+(t)-Z_2(t)$, 则由式 (12) 和式 (6) 可得如下误差动态方程

$$\begin{aligned}\dot{e}_1=&(TA_1-L_1C_1)e_1+TA_2e_2+\\ &T(f_a^+(t)-f_a(t))+TE_1d(t)\end{aligned}\tag{13}$$

由式 (13) 可知, 通过设计 $TE_1=\mathbf{0}$ 就可以消除未知扰动对未知输入区间观测器的影响. 同时通过式 (13) 和假设 2 可知, 在上述未知输入区间观测器中, 通过利用合理的上下界区间代替高阶非线性项 $f_1(t)$ 的单个测量点, 能够解决高阶非线性项 $f_1(t)$ 不满足 Lipschitz 条件的情况以及其对系统状态估计的影响, 从而能够精确估计出转子断条故障子系统状态.

综上分析, 本文设计的转子断条故障子系统未知输入区间观测器具有以下两个方面的优点: 1) 通过在未知输入区间观测器中设计矩阵 T 以满足 $TE_1=\mathbf{0}$, 能够有效消除未知扰动对观测器性能的影响, 且不需要考虑未知扰动上界; 2) 通过在未知输入区间观测器中利用合理的上下界区间代替高阶非线性项 $f_1(t)$ 的单个测量点, 能够有效解决高阶非线性项 $f_1(t)$ 不满足 Lipschitz 条件的情况以及其对系统状态估计的影响, 从而精确估计转子断条故障子系统状态.

另一方面, 为了实现速度传感器故障估计, 针对速度传感器故障增广系统 (9) 中含有未知扰动等不确定性因素, 且非线性项 $\bar{f}_2(t)$ 可能满足 Lipschitz 条件的情况. 首先, 利用未知输入观测器的隔离干扰特性, 针对速度传感器故障增广系统 (9) 设计如下未知输入观测器, 以消除未知扰动等不确定性因

素对观测器估计效果的影响

$$\begin{cases}\dot{W}(t)=M\bar{A}_4\hat{\bar{Z}}_2(t)+M\bar{A}_3\hat{Z}_1(t)+M\bar{B}_2U(t)+\\ \qquad M\hat{\bar{f}}_2(t)+L_2(\bar{\omega}_2(t)-\hat{\bar{\omega}}_2(t))\\ \hat{\bar{Z}}_2(t)=W(t)+N\bar{\omega}_2(t)\\ \hat{\bar{\omega}}_2(t)=\bar{C}_2\hat{\bar{Z}}_2(t)\end{cases}\tag{14}$$

其中, $W(t)$ 是状态观测量, M, N, L_2 是待设计的观测器增益矩阵, 满足 $M+N\bar{C}_2=\mathbf{1}$.

在此基础上, 为了能够准确估计出速度传感器故障大小, 进一步在上述未知输入观测器的基础上设计如下式所示的未知输入滑模观测器

$$\begin{cases}\dot{W}(t)=M\bar{A}_4\hat{\bar{Z}}_2(t)+M\bar{A}_3\hat{Z}_1(t)+M\bar{B}_2U(t)+\\ \qquad M\hat{\bar{f}}_2(t)+M\bar{F}\nu(t)+L_2(\bar{\omega}_2(t)-\hat{\bar{\omega}}_2(t))\\ \hat{\bar{Z}}_2(t)=W(t)+N\bar{\omega}_2(t)\\ \hat{\bar{\omega}}_2(t)=\bar{C}_2\hat{\bar{Z}}_2(t)\end{cases}\tag{15}$$

式 (15) 中, 滑模项 ν 定义为

$$\nu=\begin{cases}\rho\dfrac{\bar{F}^{\mathrm{T}}P_2e_{11}}{\left\|\bar{F}^{\mathrm{T}}P_2\bar{e}_2e_{11}\right\|}, & \bar{Z}_2(t)-\hat{\bar{Z}}_2(t)\neq\mathbf{0}\\ \mathbf{0}, & \bar{Z}_2(t)-\hat{\bar{Z}}_2(t)=\mathbf{0}\end{cases}\tag{16}$$

其中, $\rho\geq\psi+\rho_0$, ψ 为传感器故障量的上界, ρ_0 为待设计的滑模增益, 且滑模面设计为

$$S=\{t\in\mathbf{R}^+:s(t)=\mathbf{0}|s(t)=\bar{e}_2\}\tag{17}$$

在此基础上, 取 $e_{11}=\hat{Z}_1(t)-Z_1(t)$ 和 $\bar{e}_2=\hat{\bar{Z}}_2(t)-\bar{Z}_2(t)$, 则由式 (15) 和式 (9) 可得如下误差动态方程

$$\begin{aligned}\dot{\bar{e}}_2=&(M\bar{A}_4-L_2\bar{C}_2)\bar{e}_2+M\bar{A}_3e_{11}+M\bar{E}_2d(t)+\\ &M(\bar{f}_2(t)-\hat{\bar{f}}_2(t))+M\bar{F}(f_s(t)-\nu(t))\end{aligned}\tag{18}$$

由式 (18) 可知, 通过设计 $M\bar{E}_2=\mathbf{0}$ 就可以消除未知扰动等不确定性因素对未知输入滑模观测器的影响. 此外, 考虑到由于牵引电机系统的复杂性, $\bar{f}_2(t)$ 可能存在不满足 Lipschitz 条件的情况. 为此, 利用小偏差线性化方法将 $\bar{f}_2(t)$ 在稳定点处忽略高阶项进行泰勒展开, 可得

$$\bar{f}_2(z(t))=\bar{f}_2(Z_0)+\left.\frac{\partial\bar{f}_2(z(t))}{\partial z(t)}\right|_{z=Z_0}(z(t)-Z_0)$$

$$\bar{f}_2(\hat{z}(t))=\bar{f}_2(Z_0)+\left.\frac{\partial\bar{f}_2(\hat{z}(t))}{\partial\hat{z}(t)}\right|_{\hat{z}=Z_0}(\hat{z}(t)-Z_0)$$

其中, Z_0 为其稳态输出点, 为了方便, 令

$$A_{10}=\left.\frac{\partial\bar{f}_2(Z(t))}{\partial Z(t)}\right|_{Z=Z_0}=\begin{bmatrix}A_{11} & A_{12}\end{bmatrix}$$

那么式 (15) 的未知输入滑模观测器改为

$$\begin{cases}\dot{W}(t)=(M\bar{A}_4+M\bar{f}_2(Z_0)+A_{11})\hat{\bar{Z}}_2(t)+\\ \qquad(M\bar{A}_3+M\bar{f}_2(Z_0)+A_{12})\hat{Z}_1(t)+\\ \qquad M\bar{B}_2U(t)+M\bar{F}\nu(t)+\\ \qquad L_2(\bar{\omega}_2(t)-\hat{\bar{\omega}}_2(t))\\ \hat{\bar{Z}}_2(t)=W(t)+N\bar{\omega}_2(t)\\ \hat{\bar{\omega}}_2(t)=\bar{C}_2\hat{\bar{Z}}_2(t)\end{cases}\tag{19}$$

由此, 误差动态方程 (18) 可进一步表示为

$$\begin{aligned}\dot{\bar{e}}_2=&(M\bar{A}_4-L_2\bar{C}_2)\bar{e}_2+M\bar{A}_3e_{11}+M\bar{E}_2d(t)+\\ &MA_{11}e_{11}+MA_{12}\bar{e}_2+M\bar{F}(f_s(t)-\nu(t))\end{aligned}\tag{20}$$

由式 (19) 可知, 通过利用小偏差线性化的方法, 解决了非线性项 $\bar{f}_2(t)$ 不满足 Lipschitz 条件的情况, 从而实现对牵引电机速度传感器故障子系统的精确跟踪估计.

综上分析, 本文所设计的速度传感器故障增广系统未知输入滑模观测器具有以下两方面的优点: 1) 通过在未知输入滑模观测器中设计矩阵 M 以满足 $M\bar{E}_2=\mathbf{0}$, 能够有效消除未知扰动等不确定因素对观测器性能的影响, 且不需考虑未知扰动上界; 2) 利用小偏差线性化方法解决了非线性项 $\bar{f}_2(t)$ 不满足 Lipschitz 条件的情况, 能够实现牵引电机速度传感器故障增广系统状态的精确估计.

在以上分析的基础上, 下面分别给出观测器稳定性的定理和证明.

首先, 给出未知输入区间观测器稳定性的定理和证明. 此处需要说明的是, 由于未知输入区间观测器的上界误差动态方程和下界误差动态方程证明过程相同, 这里只给出上界误差动态方程证明和稳定性证明.

定理 1. 若存在正定对称矩阵 P_1 满足

$$\Xi=\begin{bmatrix}Q & \mathbf{0} & P_1T\\ \mathbf{0} & \dfrac{1}{\gamma}\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} & \mathbf{0}\\ P_1T & \mathbf{0} & -\gamma\end{bmatrix}<\mathbf{0}\tag{21}$$

那么, 式 (11) 和式 (12) 所设计的观测器是稳定的, 其中 $Q=(TA_1-L_1C_1)^{\mathrm{T}}P_1+P_1(A_1-L_1C_1)$.

证明. 取如下李雅普诺夫函数

$$V_1 = e_1^{\mathrm{T}} P_1 e_1$$

对其求导得

$$\begin{aligned}\dot{V}_1(t) = {} & e_1^{\mathrm{T}}(t)((TA_1 - L_1C_1)^{\mathrm{T}} P_1 + \\ & P_1(TA_1 - L_1C_1))e_1(t) + \varphi^{\mathrm{T}}(t)T^{\mathrm{T}}P_1e_1(t) + \\ & e_1^{\mathrm{T}}(t)P_1^{\mathrm{T}}T\varphi(t)\end{aligned} \tag{22}$$

其中, $\varphi = A_2e_2 + f_a^+(t) - f_a(t)$. 令 $J_1 = \int_{t_f}^{\infty}((1/\gamma) \times e_2^{\mathrm{T}}(t)e_2(t) - \gamma\varphi^{\mathrm{T}}(t)\varphi(t))\mathrm{d}t$, 那么有

$$\begin{aligned}J_1 \le {} & \int_{t_f}^{\infty}\left(\dot{V}_1 + \frac{1}{\gamma}e_2^{\mathrm{T}}(t)e_2(t) - \gamma\varphi^{\mathrm{T}}(t)\varphi(t)\right)\mathrm{d}t = \\ & \int_{t_f}^{\infty}\left(\dot{V}_1 + \frac{1}{\gamma}e_2^{\mathrm{T}}(t)\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}}e_2(t) - \gamma\varphi^{\mathrm{T}}(t)\varphi(t)\right)\mathrm{d}t\end{aligned} \tag{23}$$

将式 (23) 代入式 (22) 中, 那么当满足 $\|e_2(t)\| \le \gamma\|\varphi\|$ 时, 可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_1(t) + {} & \frac{1}{\gamma}e_2^{\mathrm{T}}(t)\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}}e_2(t) - \gamma\varphi^{\mathrm{T}}(t)\varphi(t) = e_1^{\mathrm{T}}(t)Qe_1(t) + \\ & e_1^{\mathrm{T}}(t)P_1T\varphi(t) + \varphi^{\mathrm{T}}(t)T^{\mathrm{T}}P_1e_1(t) + \\ & \frac{1}{\gamma}e_2^{\mathrm{T}}(t)\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}}e_2(t) - \gamma\varphi^{\mathrm{T}}(t)\varphi(t) = \\ & \xi^{\mathrm{T}}(t)\Xi\xi(t)\end{aligned} \tag{24}$$

其中,

$$\zeta(t) = \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ \varphi(t) \end{bmatrix}, \quad \Xi = \begin{bmatrix} Q & \mathbf{0} & P_1T \\ \mathbf{0} & \frac{1}{\gamma}\mathbf{1}\mathbf{1}^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \\ P_1T & \mathbf{0} & -\gamma \end{bmatrix}$$

综上可知, 若 $\Xi < \mathbf{0}$, 则 $\dot{V}_1 < 0$, 那么可知误差动态方程 (13) 最终趋近于零, 即式 (11) 和式 (12) 所设计的观测器是稳定的. □

其次, 给出未知输入滑模观测器 (15) 稳定性的定理和证明.

定理 2. 若存在正定对称矩阵 P_2 使得

$$\Psi = \begin{bmatrix} A_1^0 + M(L_gT^{-1})^2P_2^2 + \mathbf{1} & P_2\bar{A}_3 \\ \bar{A}_3^{\mathrm{T}}P_2^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \tag{25}$$

那么, 式 (15) 所设计的观测器是稳定的.

证明. 取如下李雅普诺夫函数

$$V_2 = \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2\bar{e}_2$$

对其求导得

$$\begin{aligned}\dot{V}_2 = {} & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}A_1^0\bar{e}_2 + e_{11}^{\mathrm{T}}\bar{A}_3^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}}P_2^{\mathrm{T}}\bar{e}_2 + \\ & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{A}_3e_{11} + 2\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M(\bar{f}_a(t) - \hat{\bar{f}}_a(t)) + \\ & 2\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}(f_s(t) - \nu)\end{aligned} \tag{26}$$

其中, $A_1^0 = (M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2)^{\mathrm{T}}P_2 + P_2(M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2)$. 与此同时, 由式 (16) 可得

$$\begin{aligned}& \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M(\bar{F}f_s(t) - \nu) = \\ & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}f_s(t) - \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}\rho\frac{\bar{F}^{\mathrm{T}}P_2\bar{C}_2\bar{e}_2}{\left\|\bar{F}^{\mathrm{T}}P_2\bar{C}_2\bar{e}_2\right\|} \le \\ & \psi\left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}\right\| - \rho\left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}\right\| = \\ & -\rho_0\left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}\right\| < 0\end{aligned} \tag{27}$$

另外, 由引理 2 可知

$$\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M(\bar{f}_a(t) - \hat{\bar{f}}_a(t)) \le M(L_gT^{-1})^2\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2^2\bar{e}_2 + \bar{e}_2^{\mathrm{T}}\bar{e}_2 \tag{28}$$

根据式 (26)、式 (27) 和式 (28) 可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_2 \le {} & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}((M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2)^{\mathrm{T}}P_2 + P_2(M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2) + \\ & M(L_g\ \mathrm{T}^{-1})^2P_2^2 + \mathbf{1})\bar{e}_2 + \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2\bar{A}_3e_{11} + \\ & e_{11}^{\mathrm{T}}\bar{A}_3^{\mathrm{T}}P_2^{\mathrm{T}}\bar{e}_2 \le \zeta^{\mathrm{T}}(t)\Psi\zeta(t)\end{aligned} \tag{29}$$

其中,

$$\zeta(t) = \begin{bmatrix} \bar{e}_2(t) \\ e_{11}(t) \end{bmatrix}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} A_1^0 + M(L_gT^{-1})^2P_2^2 + \mathbf{1} & P_2\bar{A}_3 \\ \bar{A}_3^{\mathrm{T}}P_2^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

综上可知, 若存在正定对称矩阵 P_2 能够使 $\Psi < 0$, 有 $\dot{V}_2 < \mathbf{0}$, 那么可得误差动态方程 (18) 最终会趋近于零, 即式 (15) 所设计的观测器是稳定的. □

另一方面, 给出经过小偏差线性化后未知输入滑模观测器 (19) 稳定性的定理和证明.

定理 3. 若存在正定对称矩阵 P_3 使得

$$\Psi = \begin{bmatrix} A_1^0 + M\bar{A}_3 & P_3(M\bar{A}_3 + MA_{11}) \\ (M\bar{A}_3 + MA_{11})^{\mathrm{T}}P_3^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \tag{30}$$

那么, 式 (19) 所设计的观测器是稳定的.

证明. 取如下李雅普诺夫函数

$$V_3 = \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_3\bar{e}_2$$

对其求导得

$$\begin{aligned}\dot{V}_3 = {} & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}(A_1^0 + M\bar{A}_3)\bar{e}_2 + \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_3(M\bar{A}_3 + MA_{11})e_{11} + \\ & e_{11}^{\mathrm{T}}(M\bar{A}_3 + MA_{11})^{\mathrm{T}}P_3^{\mathrm{T}}\bar{e}_2 + \\ & 2\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_3M\bar{F}(f_s(t) - \nu)\end{aligned} \tag{31}$$

由式 (27) 可得

$$\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M(\bar{F}f_s(t) - \nu) \le -\rho_0\left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_2M\bar{F}\right\| < 0 \tag{32}$$

根据式 (31) 和式 (32) 可得

$$\dot{V}_3 \le \bar{e}_2^{\mathrm{T}}(A_1^0 + M\bar{A}_3)\bar{e}_2 + \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P_3(M\bar{A}_3 + MA_{11})e_{11} + e_{11}^{\mathrm{T}}(M\bar{A}_3 + MA_{11})^{\mathrm{T}}P_3^{\mathrm{T}}\bar{e}_2 \le \zeta^{\mathrm{T}}(t)\Psi\zeta(t) \tag{33}$$

其中,

$$\zeta(t) = \begin{bmatrix} \bar{e}_2(t) \\ e_{11}(t) \end{bmatrix}$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} A_1^0 + M\bar{A}_3 & P_3(M\bar{A}_3 + MA_{11}) \\ (M\bar{A}_3 + MA_{11})^{\mathrm{T}}P_3^{\mathrm{T}} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

综上所知, 若存在正定对称矩阵 P_3 能够使得 $\Psi < \mathbf{0}$, 则有 $\dot{V}_3 < 0$, 那么可得误差动态方程 (20) 最终会趋近于零, 即式 (19) 所设计的观测器是稳定的. □

2.2　转子断条故障诊断方法

在建立高速列车牵引电机转子断条故障子系统未知输入区间观测器的基础上, 本节利用未知输入区间观测器的上下界构造转子断条故障检测变量和自适应阈值, 实现牵引电机转子断条故障的高准确性和强鲁棒性检测.

首先, 当牵引电机发生转子断条故障时, 牵引电机实际电流 $i_d(t)$ 和 $i_q(t)$ 会产生畸变, 使得经过坐标变换后的转子断条故障子系统的状态值 $z_{11}(t)$ 和 $z_{12}(t)$ 也会产生畸变. 因此, 本文利用转子断条故障子系统状态变量及其观测值上下界构造如下的故障诊断变量 r_1

$$r_1 = \frac{1}{2}((z_{11}(t) - z_{11}^+(t)) + (z_{11}(t) - z_{11}^-(t)) + (z_{12}(t) - z_{12}^+(t)) + (z_{12}(t) - z_{12}^-(t))) \tag{34}$$

其中, $z_{11}^+(t)$ 和 $z_{11}^-(t)$ 分别为 $z_{11}(t)$ 的上界和下界, $z_{12}^+(t)$ 和 $z_{12}^-(t)$ 分别为 $z_{12}(t)$ 的上界和下界. 由式 (34) 可知, 设计的故障检测变量包含了 $z_{11}(t)$ 和 $z_{12}(t)$ 故障信息, 能够提高故障检测灵敏性.

在此基础上, 利用未知输入区间观测器的区间特性, 设计故障检测变量的上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 为

$$\begin{cases} th_1 = z_{11}^+(t) + z_{12}^+(t) - z_{11}(t) - z_{12}(t) \\ th_2 = z_{11}^-(t) + z_{12}^-(t) - z_{11}(t) - z_{12}(t) \end{cases} \tag{35}$$

由式 (34) 和式 (35) 可知, 当牵引电机未发生转子断条故障时, r_1 近似为 0, $th_1 > 0$, $th_2 < 0$, 即 r_1 位于 th_1 和 th_2 之间. 然而, 当牵引电机发生转子断条故障后, 会引起故障检测变量 r_1 和自适应阈值 th_1, th_2 的变化, 当 r_1 不再位于 th_1 和 th_2 之间时, 便能检测出牵引电机发生转子断条故障, 实现转子断条故障的诊断. 同时由于故障检测变量 r_1 和自适应阈值 th_1, th_2 是随牵引电机状态自适应变化的, 因而牵引电机负载波动等正常工况的切换不会引起误报, 从而能够实现牵引电机转子断条故障的鲁棒性检测.

2.3　速度传感器故障估计方法

在建立高速列车牵引电机速度传感器故障增广子系统未知输入滑模观测器的基础上, 本节利用未知输入滑模观测器的等效输出控制原理, 实现速度传感器的故障估计. 为此, 首先给出以下定理.

定理 4. 对于设计的未知输入滑模观测器 (15) 及其滑模项 (16), 若其增益 ρ_0 满足

$$\rho_0 \ge \left\|(\bar{F}_2^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}})^{-1}\right\| \times (\left\|M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2\right\| + \left\|M\bar{A}_3\right\| + L_g\left\|MT^{-1}\right\|)\lambda + \eta_0 \tag{36}$$

其中, η_0 是较小的正标量, 则滑模项 (16) 能够有效估计速度传感器故障 $f_s(t)$, 且 $f_s(t) \approx \nu_{eq}$.

证明. 取如下李雅普诺夫函数

$$V_s = \frac{1}{2}S^{\mathrm{T}}PS \tag{37}$$

对 V_s 进行求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_s = {} & \bar{e}_2^{\mathrm{T}}P((M\bar{A}_4 - L_2C_2)\bar{e}_2 + M\bar{F}(f_s(t) - \nu) + \\ & M\bar{A}_3e_1 + M(\bar{f}_a(t) - \hat{\bar{f}}_a(t))) \le \\ & \left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}P\right\|(\left\|M\bar{A}_4 - L_2C_2\right\|\bar{e}_2 + \left\|M\bar{A}_3\right\|e_1 + \\ & L_g\left\|MT^{-1}\right\|) - \rho_0\left\|\bar{e}_2^{\mathrm{T}}PM\bar{F}_2\right\| \le \\ & \left\|\bar{F}_2^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}}P\bar{e}_2\right\|((\bar{F}_2^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}})^{-1}(\left\|M\bar{A}_4 - L_2C_2\right\| + \\ & \left\|M\bar{A}_3\right\| + L_g\left\|MT^{-1}\right\|)\lambda - \rho_0) \end{aligned} \tag{38}$$

由式 (38) 可知, 当 ρ_0 满足式 (36) 时, $\dot{V}_s \le 0$, 可得 $\bar{e}_2 = \dot{\bar{e}}_2 = \mathbf{0}$. 那么误差方程 (16) 可表示为

$$M\bar{F}(\nu_{eq} - f_s(t)) = M\bar{A}_3e_1 + M(\bar{f}_2(t) - \hat{\bar{f}}_2(t)) \tag{39}$$

其中, ν_{eq} 为滑模项式 (16) 的等效输出.

由式 (39) 可得

$$\left\|\nu_{eq} - f_s(t)\right\| \le \kappa \tag{40}$$

其中, $\kappa = (\bar{F}_2^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}})^{-1}(\left\|M\bar{A}_3\right\| + L_g\left\|MT^{-1}\right\|)\lambda$.

因此, 由式 (40) 可知, 当 ρ_0 满足式 (36) 时, 且 κ 足够小, 就可以得到 $f_s(t) \approx \nu_{eq}$, 从而实现了对牵引电机速度传感器故障估计. 此外, 若 $\bar{f}_2(t)$ 不满足 Lipschitz 条件, 那么式 (16) 的滑模增益 ρ_0 需要满足

$$\rho_0 \ge \left\|(\bar{F}_2^{\mathrm{T}}M^{\mathrm{T}})^{-1}\right\| \times (\left\|M\bar{A}_4 - L_2\bar{C}_2 + MA_{12}\right\| + \left\|M\bar{A}_3 + MA_{11}\right\|)\lambda + \eta_0 \tag{41}$$

其具体的证明过程与定理 4 相同, 此处省略. □

由上述分析可知, 对速度传感器增广系统设计未知输入滑模观测器, 消除了未知扰动对观测器的影响, 并基于未知输入滑模观测器的等效输出控制原理, 实现了精确的速度传感器故障估计, 从而可以通过速度传感器故障估计值的大小来判断是否发生速度传感器故障, 完成牵引电机速度传感器故障诊断.

综上分析, 图 1 进一步给出了本文所提高速列车牵引电机转子断条和速度传感器故障诊断方法的原理. 首先, 通过坐标变换将牵引电机系统解耦为两个分别只包含转子断条故障和速度传感器故障的子系统, 实现转子断条故障与速度传感器故障的解耦, 并进一步利用一阶低通滤波器将含速度传感器故障的子系统转化为增广系统; 然后, 对包含转子断条故障的子系统设计未知输入区间观测器, 消除未知扰动和高阶非线性项的影响, 并利用未知输入区间观测器的上下界构建转子断条故障的诊断变量和自适应阈值, 当发生转子断条故障时, 故障检测变量和自适应阈值发生变化, 若故障检测变量不再处于自适应阈值上下界之间, 就可以检测出转子断条故障, 实现牵引电机转子断条故障诊断; 接着, 对包含速度传感器故障的增广系统设计未知输入滑模观测器, 并利用等效输出控制原理实现速度传感器故障准确估计, 从而通过速度传感器故障估计值大小来判断是否发生速度传感器故障, 实现速度传感器故障诊断.

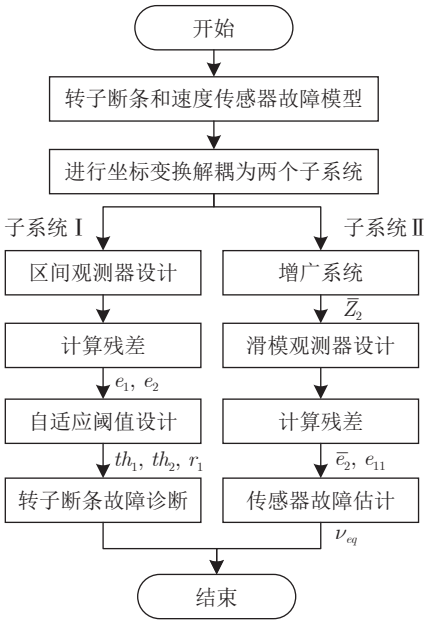


图 1 故障诊断原理图

Fig. 1 Schematic diagram of fault diagnosis

3 仿真验证

为了验证本文所提高速列车牵引电机转子断条和速度传感器故障诊断方法的有效性, 首先在 Simulink 中搭建高速列车牵引系统模型进行仿真实验, 仿真中牵引电机主要参数如表 1 所示.

表 1 牵引电机主要参数

Table 1 Main parameters of traction motor

参数	符号	数值
极对数	n_p	3
定子电感	L_s	0.3410 H
定子电阻	R_s	0.0087 Ω
转子电感	L_r	0.0355 H
转子电阻	R_r	0.0087 Ω
磁链	ψ_f	0.1840 Wb
转动惯量	J	0.8620 kg·m^2
直流侧电压	U_{dc}	311 V

3.1 转子断条故障诊断

本节以转子断条故障为例验证所提诊断方法的有效性, 在牵引电机故障诊断中, 通常采用转子绕组电阻增加量与转子绕组阻值的百分比定义转子断条故障程度[23], 即 $\Delta = \Delta R_r/R_r$, 其中 ΔR_r 表示转子断条故障引起的转子绕组电阻变化, R_r 表示实际牵引电机转子绕组阻值. 在本文中, 定义 $0 \le \Delta \le 10\%$ 为早期转子断条故障, 定义 $\Delta > 10\%$ 为转子断条故障.

图 2 给出了高速列车牵引电机转子断条数目较多时的故障诊断结果. 在仿真中, 通过设置 $\Delta R_r = 2\ \mathrm{m\Omega}$ 来模拟转子断条数目较多的情况. 从图 2 可以看出, 当未发生转子断条故障时, 三相电流为正弦波, 故障诊断变量 r_1 位于上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 之间. 当在 $t = 0.6$ s 时发生转子断条故障后, 牵引电机三相电流和转速出现不同程度的波动. 与此同时, 故障诊断变量 r_1 逐渐增大, 而上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 逐渐减小, 且在 $t = 0.605$ s 时, 故障诊断变量 r_1 大于上界自适应阈值 th_1, 则表明高速列车牵引电机发生转子断条故障, 检测时间为 5 ms. 此外, 从图 2(d) 中可以看出, 即使发生了转子断条故障, 引起牵引电机转速发生改变, 但本文所提的速度传感器故障估计方法并未错误估计速度传感器故障, 从而表明本文所提联合诊断方法实现了转子断条故障和速度传感器故障的解耦, 避免了单一故障诊断方法中两种故障相互影响而引起的误报和漏报.

为了进一步验证本方法对早期转子断条故障仍

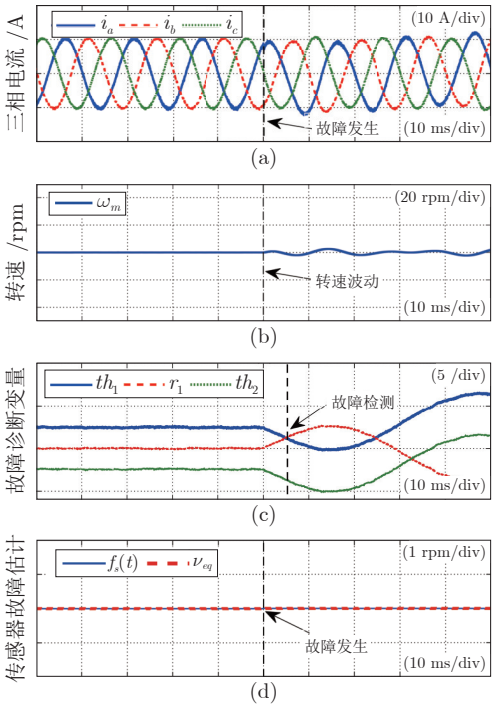


图 2　牵引电机转子断条数目较多时的故障诊断结果

Fig. 2　Fault diagnosis results when the number of broken bar of traction motor rotor is large

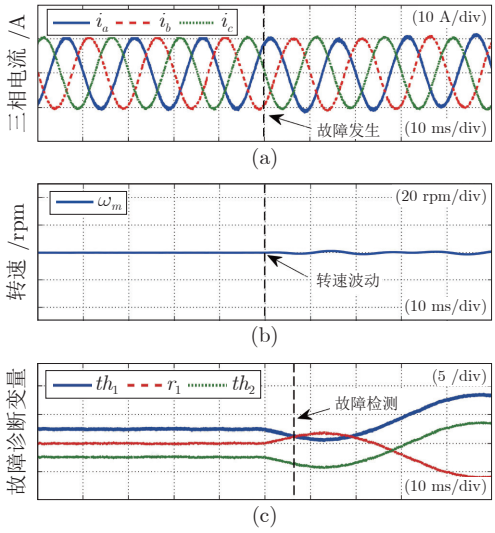


图 3　牵引电机转子断条数目较少时的故障诊断结果

Fig. 3　Fault diagnosis results when the number of broken bar of traction motor rotor is small

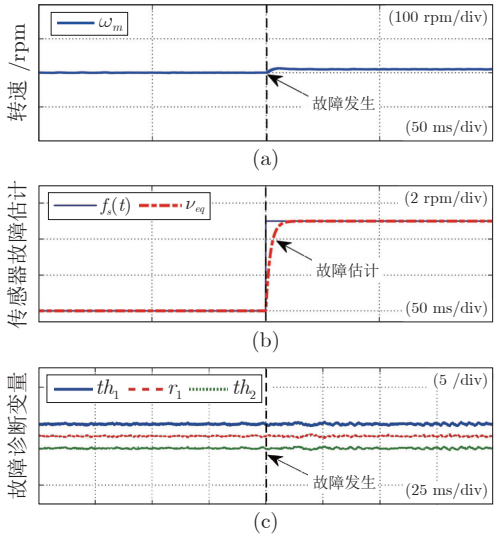


图 4　牵引电机速度传感器漂移故障估计结果

Fig. 4　Drift fault estimation results of traction motor speed sensor

然具有较高的灵敏性, 图 3 给出了转子断条数目较少时的故障诊断结果. 在本仿真中通过设置 $\Delta R_r = 0.5\ \mathrm{m\Omega}$ 模拟转子断条数目较少的情况. 从图 3 可以看出, 在 $t = 0.6$ s 时发生早期转子断条故障后, 尽管三相电流畸变不明显, 但仍导致牵引电机转速产生一定程度的波动. 并且在转子断条故障发生 8 ms 后, 故障诊断变量 r_1 不再位于自适应阈值 th_1 和自适应阈值 th_2 之间, 即诊断出高速列车牵引电机发生转子断条故障.

3.2　速度传感器故障估计

图 4 给出了高速列车牵引电机速度传感器偏移故障估计结果. 其中, 速度传感器偏移故障设置为 $f_s(t) = 5$ rpm. 从图 4 可以看出, 当未发生速度传感器故障时, 牵引电机转速维持在 1 000 rpm. 然而当 $t = 0.6$ s 发生速度传感器偏移故障后, 转速发生突变, 本文故障估计方法能够在 $t = 0.604$ s 后精确估计出偏移故障大小. 同时, 从图 4(c) 中可以看出, 在发生速度传感器故障的情况下, 转子断条故障检测变量仍处于自适应阈值范围内, 不会引起故障误报, 从而进一步表明本文所提联合诊断方法能够实现转子断条故障与速度传感器故障的解耦, 避免了两种故障相互耦合而引起的误报和漏报. 此外, 图 5 进一步给出了高速列车牵引电机速度传感器时变故障估计结果, 在仿真中, 速度传感器时变故障设置为 $f_s(t) = 5\sin(100\pi t)$. 从图 5 可以看出, 本文故障估计方法能够在时变故障发生 8 ms 后有效估计出速度传感器时变故障.

由图 4 和图 5 可知, 本文所提速度传感器故障估计方法对不同类型的速度传感器故障均有较好估计效果, 表明本方法对速度传感器故障具有较高的故障辨识能力和估计能力.

3.3　负载转矩突变时的鲁棒性验证

为了验证本文所提故障诊断方法对负载转矩突

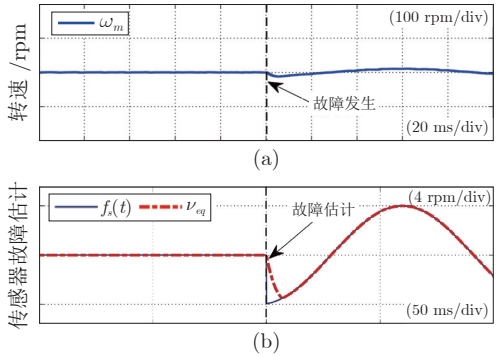


图 5 牵引电机速度传感器时变故障估计结果

Fig. 5 Time varying fault estimation results of traction motor speed sensor

变具有鲁棒性, 图 6 给出了负载转矩突变下的牵引电机转子断条故障诊断结果. 由图 6 可知, 在 $t = 0.5$ s 时降低负载后, 牵引电机实际三相电流逐渐减小, 且转速发生突变. 但由于矢量控制作用, 转速仍能够在一段时间后逐渐减小到参考值 1 000 rpm. 与此同时, 上界阈值 th_1 和下界阈值 th_2 虽发生轻微波动, 但并不会引起故障误报. 然而, 当在 $t = 0.6$ s 时发生转子断条故障后, 牵引电机三相电流和转速均发生一定程度的波动. 并且在 $t = 0.605$ s 时, 故障诊断变量 r_1 不再处于上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 之间, 即检测出牵引电机发生转子断条故障, 故障检测时间为 5 ms. 实验结果表明本文所提方法对负载转矩突变具有较强的鲁棒性, 诊断稳定性高.

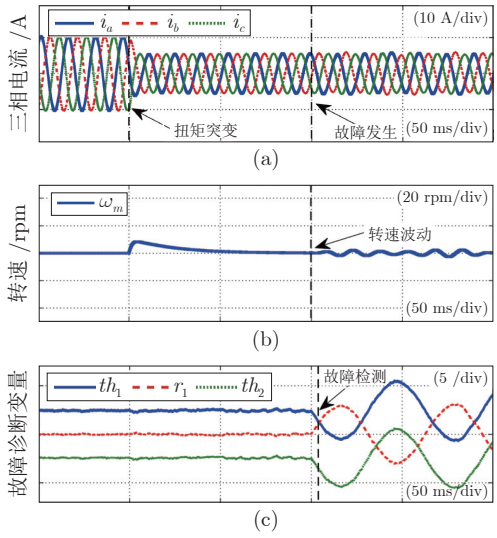


图 6 变负载转矩下牵引电机转子断条故障诊断结果

Fig. 6 Fault diagnosis results of broken bar of traction motor rotor under variable load torque

4 实验验证

为了进一步验证本文所提诊断方法的有效性, 本节利用中南大学研发的 TDCS-FIB 高铁牵引系统实验平台进行实验验证[31]. 首先, 图 7 给出了 TDCS-FIB 实验平台下高速列车牵引电机速度传感器时变故障估计结果. 在实验中, 速度传感器故障设置为 $f_s(t) = 4\sin(100\pi t)$. 从图 7 中可以看出, 在 $t = 1$ s 时发生故障后, 本文所提速度传感器故障估计方法能够在故障发生 6 ms 后准确估计出时变故障.

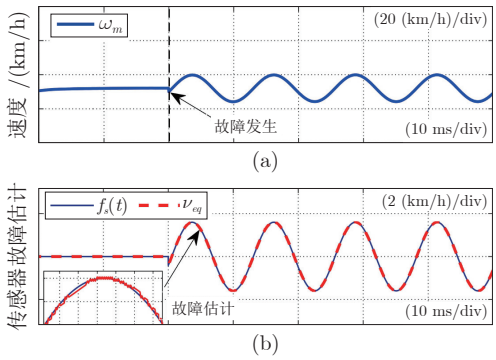


图 7 基于 TDCS-FIB 平台的牵引电机速度传感器时变故障估计结果

Fig. 7 Time varying fault estimation results of traction motor speed sensor in TDCS-FIB platform

其次, 图 8 给出了 TDCS-FIB 实验平台下高速列车牵引电机转子断条故障诊断结果. 从图 8 可以看出, 当未发生转子断条故障时, 三相电流是正弦波, 故障诊断变量 r_1 位于上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 之间. 然而当在 $t = 1$ s 时注入转子断条故障后, 牵引电机三相电流和转速发生不同程度的畸变. 同时, 故障诊断变量 r_1 迅速增大, 而上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 也发生相应变化. 最终在 $t = 1.0015$ s 时, 故障诊断变量 r_1 不再处于上界自适应阈值 th_1 和下界自适应阈值 th_2 之间, 表明高速列车牵引电机发生转子断条故障, 且检测时间为 1.5 ms.

5 诊断方法对比

为进一步说明本文所提故障诊断方法的有效性, 将本文方法与文献 [23, 32–34] 中的诊断方法进行对比, 对比结果如表 2 所示. 首先, 在检测时间上, 文献 [23] 通过构造故障隔离观测器和鲁棒观测器来设计故障诊断变量进行转子断条故障诊断, 其检测时间小于 10 ms. 文献 [32] 采用希尔伯特变换提取低频电流信号进行转子断条故障诊断, 检测时

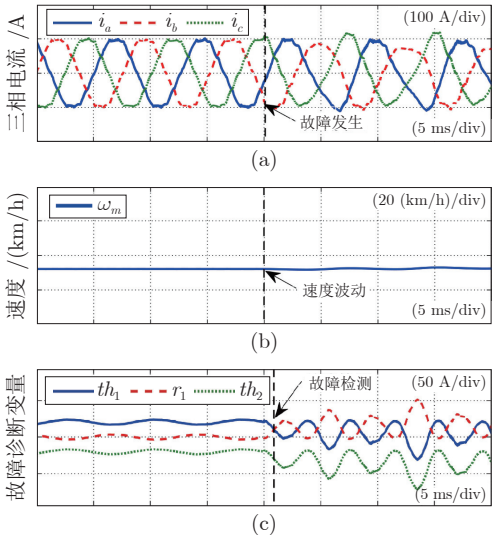


图 8　基于 TDCS-FIB 平台的牵引电机转子断条故障诊断结果

Fig. 8　Fault diagnosis results of broken bar of traction motor rotor in TDCS-FIB platform

表 2　诊断方法对比

Table 2　Comparison of diagnostic methods

诊断方法	是否检测转子断条故障	是否检测速度传感器故障	数据量	检测时间	复杂度
文献 [23] 中方法	是	否	少	小于 10 ms	高
文献 [32] 中方法	是	否	少	大于 10 ms	中
文献 [33] 中方法	否	是	多	小于 10 ms	高
文献 [34] 中方法	否	是	多	大于 15 ms	高
本文方法	是	是	少	小于 8 ms	中

间大于 10 ms. 文献 [33] 利用极限学习机算法实现对速度传感器偏移故障的诊断, 其诊断时间仍小于 10 ms. 文献 [34] 则提出了一种基于反向传播神经网络算法的速度传感器故障诊断方法, 其检测时间大于 15 ms. 然而从实验结果可知, 尽管本文所提方法能够同时诊断牵引电机转子断条故障和速度传感器故障, 但其整体检测时间小于 8 ms, 诊断速度较快.

其次, 文献 [23] 需要构建出所有转子断条故障模态, 在实际工程中难以实现, 限制了该方法在实际工程中的应用, 且只能诊断转子断条故障. 文献 [32] 需要在电机启动前注入故障, 且只在电机启动时具有较高准确性, 同时也只能诊断转子断条故障. 文献 [33] 需要通过多个 "时间窗口" 的检测和判断才能降低检测误报率, 且只适用于速度传感器故障诊断. 文献 [34] 需要进行大量的数据训练, 且没有考虑外部扰动和牵引电机参数变化对检测结果的影响, 同样也只适用于检测速度传感器故障.

然而, 本文所提方法能够实现转子断条故障与速度传感器故障的解耦, 同时诊断转子断条故障和速度传感器故障, 避免了单一故障诊断方法中两种故障相互影响而引起的误报和漏报, 且考虑了负载扰动等因素的影响. 通过构建的未知输入区间观测器设置转子断条故障诊断自适应阈值, 保证了转子断条故障诊断的鲁棒性和准确性. 同时, 通过构建未知输入滑模观测器和利用等效输出控制原理, 不仅实现了速度传感器故障的检测, 而且能够精确估计其故障大小. 因此, 本文所提的故障诊断方法易于实现, 且更能全面地诊断牵引电机故障.

6　结论

本文针对高速列车牵引电机的转子断条故障与速度传感器故障, 提出了一种基于未知输入观测器的联合诊断方法. 首先, 为实现牵引电机转子断条故障与速度传感器故障的解耦, 设计非奇异坐标变换将牵引电机系统解耦为两个分别只包含转子断条故障和速度传感器故障的子系统, 且进一步利用一阶低通滤波器将含有速度传感器故障的子系统转化为增广系统; 其次, 对含有转子断条故障的子系统设计未知输入区间观测器, 并利用未知输入区间观测器的上下界构造故障诊断变量和自适应阈值; 接着, 对包含速度传感器故障的子系统设计未知输入滑模观测器, 并利用等效输出控制原理实现速度传感器故障准确估计. 本文所提方法避免了单一故障诊断方法中两种故障相互影响而引起的误报和漏报, 易于实现且诊断速度较快. 最后, 通过仿真和 TDCS-FIB 平台实验验证了本文所提方法的有效性和鲁棒性.

References

1　Zhou Dong-Hua, Ji Hong-Quan, He Xiao. Fault diagnosis technology for high-speed train information control system. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(7): 1153−1164
(周东华, 纪洪泉, 何潇. 高速列车信息控制系统的故障诊断技术. 自动化学报, 2018, **44**(7): 1153−1164)

2　Yang Chao, Peng Tao, Yang Chun-Hua, Chen Zhi-Wen, Gui Wei-Hua. Research on a simulation platform for fault testing and verification of high-speed train traction drive systems. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(12): 2218−2232
(杨超, 彭涛, 阳春华, 陈志文, 桂卫华. 高速列车牵引传动系统故障测试与验证仿真平台研究. 自动化学报, 2019, **45**(12): 2218−2232)

3　Jiang Bin, Wu Yun-Kai, Lu Ning-Yun, Mao Ze-Hui. Review of fault diagnosis and prediction technology of high-speed train traction system. *Control and Decision*, 2018, **33**(5): 841−855
(姜斌, 吴云凯, 陆宁云, 冒泽慧. 高速列车牵引系统故障诊断与预测技术综述. 控制与决策, 2018, **33**(5): 841−855)

4　Manohar M, Das S. Current sensor fault-tolerant control for direct torque control of induction motor drive using flux-linkage observer. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, **13**(6): 2824−2833

5 Comanescu M. Design and implementation of a highly robust sensorless sliding mode observer for the flux magnitude of the induction motor. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2016, **31**(2): 649−657

6 De Angelo C H, Bossio G R, Giaccone S J, Valla M I, Solsona J A, Garcia G O. Online model-based stator-fault detection and identification in induction motors. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2009, **56**(11): 4671−4680

7 Panagiotou P A, Arvanitakis I, Lophitis N, Antonino-Daviu J A, Gyftakis K N. A new approach for broken rotor bar detection in induction motors using frequency extraction in stray flux signals. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, **55**(4): 3501−3511

8 Iglesias-Martínez M E, de Córdoba P F, Antonino-Daviu J A, Conejero C A. Detection of nonadjacent rotor faults in induction motors via spectral subtraction and autocorrelation of stray flux signals. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2019, **55**(5): 4585−4594

9 Soleimani Y, Cruz S M A, Haghjoo F. Broken rotor bar detection in induction motors based on air-gap rotational magnetic field measurement. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, **68**(8): 2916−2925

10 Yang X Y, Yang C H, Yang C, Peng T, Chen Z W, Wu Z L. Transient fault diagnosis for traction control system based on optimal fractional-order method. *ISA Transactions*, 2020, **102**: 365−375

11 Li B, Zhang P L, Wang Z J, Mi S S, Liu D S. A weighted multi-scale morphological gradient filter for rolling element bearing fault detection. *ISA Transactions*, 2011, **50**(4): 599−608

12 Li Rui-Yu, Liu Fei, Liang Lin, Luo Ai-Ling, Xu Guang-Hua. A fault identification method for broken bars of AC variable frequency motor rotor based on parameter optimization variational modal decomposition. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, **36**(18): 3922−3933
(李睿彧, 刘飞, 梁霖, 罗爱玲, 徐光华. 基于参数优化变分模态分解的交流变频电机转子断条故障识别方法. 电工技术学报, 2021, **36**(18): 3922−3933)

13 Pablo M, Otero M, Schallschmidt T, Bossio G R, Leidhold R. Active broken rotor bar diagnosis in induction motor drives. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, **68**(8): 7556−7566

14 Morales-Perez C, Rangel-Magdaleno J, Peregrina-Barreto H, Amezquita-Sanchez J P, Valtierra-Rodriguez M. Incipient broken rotor bar detection in induction motors using vibration signals and the orthogonal matching pursuit algorithm. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, **67**(9): 2058−2068

15 Chen H T, Jiang B, Liu N Y. A newly robust fault detection and diagnosis method for high-speed trains. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, **20**(6): 2198−2208

16 Hajary A, Kianinezhad R, Seifossadat S G, Mortazavi S S, Saffarian A. Detection and localization of open-phase fault in three-phase induction motor drives using second order rotational park transformation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2019, **34**(11): 11241−11252

17 Nguyen V, Wang D W, Seshadrinath J, Ukil A, Krishna M S, Nadarajan S. A method for incipient interturn fault detection and severity estimation of induction motors under inherent asymmetry and voltage imbalance. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2017, **3**(3): 703−715

18 Tian Y, Zhang K, Jiang B, Yang X G. Interval observer and unknown input observer-based sensor fault estimation for high-speed railway traction motor. *Journal of the Franklin Institute*, 2020, **357**(2): 1137−1154

19 Li S Z, Wang H P, Tian Y, Aitouch A, Klein J. Direct power control of DFIG wind turbine systems based on an intelligent proportional-integral sliding mode control. *ISA Transactions*, 2016, **64**: 431−439

20 Tao Hong-Wei, Peng Tao, Yang Chao, Chen Zhi-Wen, Gui Wei-Hua. Joint diagnosis method for multi-type faults of high-speed train traction rectifiers. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(12): 2294−2302
(陶宏伟, 彭涛, 杨超, 陈志文, 桂卫华. 高速列车牵引整流器多类故障联合诊断方法. 自动化学报, 2019, **45**(12): 2294−2302)

21 Zhang K K, Jiang B, Yan X G, Mao Z H. Incipient fault detection for traction motors of high-speed railways using an interval sliding mode observer. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, **20**(7): 2703−2714

22 Wu Y K, Jiang B, Lu N Y. A descriptor system approach for estimation of incipient faults with application to high-speed railway traction devices. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2017, **49**(10): 2108−2118

23 Wu Y K, Jiang B, Wang Y L. Incipient winding fault detection and diagnosis for squirrel-cage induction motors equipped on CRH trains. *ISA Transactions*, 2020, **99**: 488−495

24 Raoufi R, Marquez H J, Zinober A S I. H_∞ sliding mode observers for uncertain nonlinear Lipschitz systems with fault estimation synthesis. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2010, **20**(16): 1785−1801

25 Ziyabari S, Shoorehdeli M A. Robust fault diagnosis scheme in a class of nonlinear system based on UIO and fuzzy residual. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2017, **15**(3): 1145−1154

26 Guzinski J, Diguet M, Krzeminski Z, Lewicki A, Abu-Rub H. Application of speed and load torque observers in high-speed train drive for diagnostic purposes. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **56**(1): 248−256

27 Wang H M, Ge X L, Liu Y C. Second-order sliding-mode MRAS observer-based sensorless vector control of linear induction motor drives for medium-low speed maglev applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(12): 9938−9952

28 Sahin I, Keysan O. Model predictive controller utilized as an observer for inter-turn short circuit detection in induction motors. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2021, **36**(2): 1449−1458

29 Wen Chuan-Bo, Deng Lu, Wu Lan. Fault estimation method based on sliding mode observer and generalized observer. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(9): 1698−1705
(文传博, 邓露, 吴兰. 基于滑模观测器和广义观测器的故障估计方法. 自动化学报, 2018, **44**(9): 1698−1705)

30 Efimov D, Rassi T, Zolghadri A. Control of nonlinear and LPV systems: Interval observer-based framework. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, **58**(3): 773−778

31 Yang C H, Yang C, Peng T, Yang X Y, Gui W H. A fault-injection strategy for traction drive control systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, **64**(7): 5719−5727

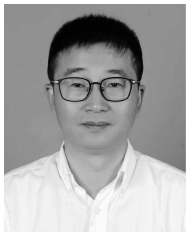
32 Abd-el-Malek M B, Abdelsalam A K, Hassan O E. Novel approach using Hilbert transform for multiple broken rotor bars fault location detection for three phase induction motor. *ISA Transactions*, 2018, **80**: 439−457

33 Gou B, Yan X, Yang X, Wilson G, Liu S Y. An intelligent time-adaptive data-driven method for sensor fault diagnosis in induction motor drive system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **66**(12): 9817−9827

34 Yang Ze-Bin, Xu Ting, Sun Xiao-Dong, Jia Jing-Jing, Zhu Xi-Qiu. Sensor fault diagnosis and fault-tolerant control of a bearingless induction motor based on BPNN. *Proceedings of the CSEE*, 2022, **42**(11): 4218−4226
(杨泽斌, 许婷, 孙晓东, 贾晶荆, 朱熙秋. 基于 BPNN 的无轴承异步电机传感器故障诊断及容错控制. 中国电机工程学报, 2022, **42**(11): 4218−4226)

许水清 合肥工业大学电气与自动化工程学院副教授. 主要研究方向为电气设备在线监测与故障诊断.
E-mail: xsqanhui91@gmail.com
(**XU Shui-Qing** Associate professor at the School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology. His research interest covers online monitoring and fault diagnosis of electrical equipment.)

柴 晖 合肥工业大学电气与自动化工程学院硕士研究生. 主要研究方向为电气设备故障诊断与应用.
E-mail: chaihui0915@163.com
(**CHAI Hui** Master student at the School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology. His research interest covers electrical equipment fault diagnosis and its applications.)



胡友强 重庆大学自动化学院副研究员. 主要研究方向为故障诊断, 机器学习. E-mail: yqhu@cqu.edu.cn
(**HU You-Qiang** Associate researcher at the School of Automation, Chongqing University. His research interest covers fault diagnosis and machine learning.)

黄大荣 安徽大学人工智能学院教授. 主要研究方向为故障诊断与预测. 本文通信作者.
E-mail: drhuang@cqjtu.edu.cn
(**HUANG Da-Rong** Professor at the School of Artificial Intelligence, Anhui University. His research interest covers fault diagnosis and prediction. Corresponding author of this paper.)

张 可 重庆大学自动化学院教授. 主要研究方向为智能控制, 故障诊断.
E-mail: smeta@163.com
(**ZHANG Ke** Professor at the School of Automation, Chongqing University. His research interest covers intelligent control and fault diagnosis.)

柴 毅 重庆大学自动化学院教授. 主要研究方向为智能系统故障诊断与应用. E-mail: chaiyi@cqu.edu.cn
(**CHAI Yi** Professor at the School of Automation, Chongqing University. His research interest covers intelligent system fault diagnosis and its applications.)