

基于结构分析与极限学习机的牵引传动系统多传感器故障实时联合诊断方法

李学明, 刘侃, 陈志文, 甘韦韦, 成正林, 蒋奉兵

引用本文:

李学明,刘侃,陈志文,等.基于结构分析与极限学习机的牵引传动系统多传感器故障实时联合诊断方法[J].控制与决策,2025,40(5):1590-1598.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0403

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于动态观测器零极点优化的网络控制系统故障检测

Pole-zero optimization design of dynamic observer for fault detection of networked control systems 控制与决策. 2021, 36(6): 1351-1360 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1107

基于广义主成分分析的重构故障子空间建模方法

Reconstructed fault subspace modelling method based on generalized principal component analysis 控制与决策. 2021, 36(4): 808-814 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0818

标签Petri网的路径信息在故障诊断中的应用

Application of path information of labeled Petri nets in fault diagnosis 控制与决策. 2021, 36(2): 325-334 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0698

高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle 控制与决策. 2021, 36(11): 2627-2636 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483

改进集成深层自编码器在轴承故障诊断中的应用

Application of improved ensemble deep auto-encoder in bearing fault diagnosis 控制与决策. 2021, 36(1): 135-142 https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270

基于结构分析与极限学习机的牵引传动系统多传感器 故障实时联合诊断方法

李学明1, 刘 侃17, 陈志文2, 甘韦韦1,3, 成正林1,3, 蒋奉兵3

(1. 湖南大学 机械与运载工程学院,长沙 410082; 2. 中南大学 自动化学院,长沙 410083;3. 中车株洲电力机车研究所有限公司,湖南 株洲 412001)

摘要:针对目前牵引传动系统传感器故障诊断中存在的诊断对象单一、传感器信号间强耦合性未充分考虑可能导致的误报问题,提出一种多传感器故障联合实时诊断方法.首先,分析基于现有传感器布局的可诊断性,并构 建可实现所有传感器故障可隔离的结构最小型超定方程集 (MSOs)和故障特征矩阵;其次,基于每个 MSO 对应 的传感器信号集和相关系统机理知识,确定数据驱动模型的输入输出信号、模型输入信号的阶次以及不同输入 信号间的关联关系;接着,利用极限学习机算法,基于历史正常数据样本建立每个 MSO 的数据驱动模型,实现其 输出值的有效估计,并生成残差序列,并结合故障特征矩阵实现不同传感器故障的有效检测与诊断;最后,采用半 实物仿真与现场故障场景录波的虚实联合测试验证平台对所提出诊断算法进行测试验证.验证结果表明,与现有 方法相比,所提出方法能够实现牵引传动系统多传感器故障的快速检测与定位,具有良好的工程应用价值. 关键词:牵引传动系统;多传感器故障;结构分析法;极限学习机;现场故障场景录波;实时联合诊断

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0403

引用格式:李学明,刘侃,陈志文,等.基于结构分析与极限学习机的牵引传动系统多传感器故障实时联合诊断方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1590-1598.

Real-time joint diagnosis method of multi sensor fault for traction drive system based on structural analysis and extreme learning machine

LI Xue-ming¹, LIU Kan^{1†}, CHEN Zhi-wen², GAN Wei-wei^{1,3}, CHENG Zheng-lin^{1,3}, JIANG Fengbing³

(1. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. College of Automation, Central South University, Changsha 410083, China; 3. CRRC Zhuzhou Electric Locomotive Research Institute, Zhuzhou 412001, China)

Abstract: Aiming at the problem of possible false alarm caused by the single diagnosis targets and insufficient consideration of the strong coupling between sensor signals, a joint real-time diagnosis method of multi-sensor faults is proposed. The research begins by analyzing the diagnosability based on the existing sensor layout and constructs the minimum structured overdetermined equation set(MSOs) and fault characteristic matrix that can achieve isolation of all sensors faults. Then, based on the sensor signal sets corresponding to each MSO and relevant system mechanism knowledge, the input and output signals of the data-driven model, the order of model input signals, and the correlation between different input signals are determined. Subsequently, using the extreme learning machine(ELM) algorithm, data-driven models for each MSO are established based on historical normal data samples, enabling effective estimation of their output values and generating residual sequences. By combining these with the fault characteristic matrices, effective detection and diagnosis of different sensor faults are achieved. Finally, a virtual and physical joint test verification platform, which employs semi-physical simulation and on-site fault scenario recording, is used to test and verify the proposed diagnostic algorithm. The verification results demonstrate that, compared to existing methods, the proposed method can achieve rapid detection and localization of multi-sensor faults in traction drive system, offering significant value for engineering applications.

收稿日期: 2024-04-12; 录用日期: 2024-11-23.

基金项目: 湖南省科技创新计划项目 (2023RC1047, 2022RC1090); 湖南省自然科学基金项目 (2022JJ20076). 责任编委: 吴立刚.

[†]通信作者. E-mail: lkan@hnu.edu.cn.

Keywords: traction drive system; multi-sensor fault; structural analysis; extreme learning machine; on-site fault scene recording; real-time joint diagnosis

0 引 言

轨道交通运输由于具有大容量、节能和准时运 输等优势,近年来取得了飞速发展.牵引传动系统 (以下简称"传动系统")作为列车信息控制系统的 "心脏",随着列车运用时间的增长,很多系统部件 都会发生不同程度的性能衰退,并引发各种故障,给 列车的安全运行带来极大的潜在危险[1].因此,为提 高列车运行的可靠性和安全性,列车传动系统的故 障检测与诊断已成为研究热点[2-6].相关统计数据表 明, 传动系统中超过 1/3 的故障属于传感器故障^[7], 而工程设计时采用的传感器故障诊断方法大多仍为 特定工况下传感器测量信号的超阈值报警策略. 当 现场运行出现传感器故障时,用于闭环控制的传感 器信号失真极易引起控制失效,系统发散引起过压、 过流等衍生故障.此类衍生故障造成的因素很多,控 制系统一般基于影响最严重的因素来设计对应的保 护动作,容易造成系统过度保护,列车可用性受到极 大影响.此外,实现准确的故障定位,还需列车回库 后通过专业人员辅助.因此,研究传动系统中各相关 传感器的实时诊断方法对于提升列车可用性和可维 护性具有重要的工程应用价值.

近年来,针对传动系统传感器故障诊断的研究 己见报道. 文献 [8] 设计一种特殊的故障检测滑模观 测器,实现了牵引逆变器输出电流传感器早期故障 检测; 文献 [9] 通过建立牵引电机速度和负载力矩观 测器模型,提出了一种用于高速列车传动系统的速 度传感器故障诊断方法.上述方法主要集中在单一 类型传感器故障,多传感器联合诊断方面由于需要 构造更复杂的多变量估算模型,挖掘系统更多的冗 余关系,目前研究成果主要以整流器或牵引逆变器 控制相关传感器的联合诊断为主,例如,文献 [7, 10] 针对传动系统四象限整流器, 提出了基于状态观 测器的四象限输入电流传感器和中间直流电压传感 器故障的诊断方法; 文献 [11] 采用数据驱动方法, 通 过构建不同传感器故障模式下的极限学习机 (ELM) 模型^[12-13], 实现了异步牵引电机中间电压、电 机电流和速度的联合诊断. 然而, 该方法需要建立各 类传感器不同故障模式下的故障模型,在实际应用 中传感器故障模式变化多样且复合类型较多,采用 数据驱动方法进行故障建模时泛化能力较差,不利 于工程实现.

结构分析法是一种基于系统解析冗余关系

(ARRs)的故障诊断方法,目前已广泛应用于传动系 统的多故障联合诊断[14-18]. 文献 [14] 研究了基于结 构分析法的传动系统四象限整流器传感器与 IGBT 开路故障联合实时诊断方法; 文献 [15] 研究了 永磁驱动电动汽车驱动系统中考虑的为逆变器输出 三相电压、电机输出三相电流、电机位置传感器以及 车辆速度传感器共8个传感器故障的联合诊断问题; 文献 [16] 基于永磁驱动系统中逆变器输出三相电 压、电机输出三相电流以及电机位置传感器信号,实 现了位置传感器和电机匝间短路的联合诊断; 文献 [17] 针对传动系统网侧电压、四象限输入电流、中间 直流电压以及电机电流传感器的联合诊断问题进行 了研究.上述基于结构分析法的多传感器联合诊断 方法,为实现序列残差解析冗余关系的简易化新增 了众多冗余传感器, 而实际传动系统中综合考虑成 本与可靠性等因素并未布置此类冗余传感器,因此 上述诊断方法在实际工程应用时存在一定局限性.

综上分析可知,现有方法主要针对列车传动系 统整流器或逆变器的单一^[8-9]或部分传感器^[10,11,14-17] 故障开展诊断方法研究,然而传动系统由牵引变压 器、整流器和逆变器以及牵引电机等设备级联组成, 设备与设备之间存在较强的电路耦合关系,仅考虑 单一或单设备相关的传感器故障进行诊断建模时容 易在其相关联耦合设备发生故障时发生误报.

为此,本文从系统角度出发,基于现有车载监测 信号,提出一种基于结构分析与极限学习机的传动 系统多传感器联合实时故障诊断方法,并采用基于 故障数据在线录波的实物测试验证平台进行算法测 试验证.验证结果表明,与现有方法相比,所提出方法 能够实现牵引传动系统多传感器故障的快速检测与 定位,具有良好的工程应用价值.

1 传动系统结构化模型及可隔离性分析

1.1 牵引系统主电路原理

机车、动车组典型传动系统主回路如图 1 所示. 单相 AC 25 kV 交流电经过受电弓、主断路器 VCB 和牵引变压器原边绕组流入车体,由牵引变压器次 边绕组向变流电路提供交流电. 交流电在四象限整 流器的作用下变换成直流电,经中间直流环节滤波 后,利用牵引逆变器转换成频率和幅值可变的三相 交流电驱动牵引电机,从而控制列车以期望的速度 和牵引力运行. 图 1 中与传动控制系统实时闭环控 制相关的传感器定义如表 1 所示.



图1 典型机车车辆传动系统典型主电路原理

表2所示.

表1 牵引传动控制相关传感器符号

标识	传感器定义	标识	传感器定义
TV	网侧电压	LH2	电机U相电流
LH1	四象限输入电流	LH3	电机V相电流
VH1	中间直流电压1	LH4	斩波电流
VH2	中间直流电压2	SP	电机速度

1.2 牵引传动系统结构化模型

根据系统机理知识,可得到传动系统数学模型 如下所示:

$$\begin{split} e_{1} : \mathrm{d}i_{qc} &= \frac{1}{L_{N}} (u_{N} - R_{N}i_{qc} - u_{ab}), \\ e_{2} : \mathrm{d}U_{dc} &= \frac{1}{C_{d}}i_{dc}, \\ e_{3} : \mathrm{d}i_{2} &= \frac{1}{L_{2}} (U_{dc} - U_{2}), \ e_{4} : \mathrm{d}U_{2} &= \frac{1}{C_{2}}i_{2}, \\ e_{5} : u_{ab} &= (S_{a} - S_{b}) \cdot U_{dc}, \ e_{6} : i_{Z} &= (S_{a} - S_{b}) \cdot i_{qc}, \\ e_{7} : i_{dc} &= i_{Z} - i_{2} - i_{L}, \\ e_{8} : i_{L} &= S_{u} \cdot i_{u} + S_{v} \cdot i_{v} + S_{w} \cdot i_{w} + S_{ch} \cdot I_{ch}, \\ e_{9} : i_{u} &= -i_{v} - i_{w}, \ e_{10} : y_{Un} &= k_{MT} \cdot u_{N} + f_{Un}, \\ e_{11} : y_{Iqc} &= i_{qc} + f_{Iqc}, \ e_{12} : y_{Udc1} &= U_{dc} + f_{Udc1}, \\ e_{13} : y_{Udc2} &= U_{dc} + f_{Udc2}, \ e_{14} : y_{Iu} &= i_{u} + f_{Iu}, \\ e_{15} : y_{Iv} &= i_{v} + f_{Iv}, \ e_{16} : \mathrm{d}i_{qc} &= \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}i_{qc}, \\ e_{17} : \mathrm{d}U_{dc} &= \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}U_{dc}, \ e_{18} : \mathrm{d}i_{2} &= \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}i_{2}, \\ e_{19} : \mathrm{d}U_{2} &= \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}U_{2}, \\ e_{20} : u_{u} &= \frac{U_{dc}}{3} \cdot (2S_{u} - S_{v} - S_{w}), \\ e_{21} : u_{v} &= \frac{U_{dc}}{3} \cdot (2S_{v} - S_{u} - S_{v}), \\ e_{22} : u_{w} &= \frac{U_{dc}}{3} \cdot (2S_{w} - S_{u} - S_{v}), \\ e_{23} : u_{\alpha} &= \sqrt{\frac{2}{3}} \cdot (u_{u} - \frac{u_{v}}{2} - \frac{u_{w}}{2}), \end{split}$$

 $\begin{aligned} e_{24} : u_{\beta} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot (u_{v} - u_{w}), \\ e_{25} : i_{\alpha} &= \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot i_{u}, \ e_{26} : i_{\beta} &= \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot i_{u} + \sqrt{2} \cdot i_{v}, \\ e_{27} : di_{\alpha} &= a_{11}i_{\alpha} + a_{13} \cdot \psi_{r\alpha} + a_{14} \cdot \omega_{r}\psi_{r\beta} + b \cdot u_{\alpha}, \\ e_{28} : di_{\beta} &= a_{11}i_{\beta} - a_{14} \cdot \omega_{r}\psi_{r\alpha} + a_{13} \cdot \psi_{r\beta} + b \cdot u_{\beta}, \\ e_{29} : d\psi_{r\alpha} &= a_{31}i_{\alpha} + a_{33} \cdot \psi_{r\alpha} - \omega_{r} \cdot \psi_{r\beta}, \\ e_{30} : d\psi_{r\beta} &= a_{31}i_{\beta} + \omega_{r} \cdot \psi_{r\alpha} + a_{33} \cdot \psi_{r\beta}, \\ e_{31} : y_{Vn} &= \frac{30}{\pi \cdot n_{p}} \cdot \omega_{r} + f_{Vn}, \ e_{32} : di_{\alpha} &= \frac{d}{dt}i_{\alpha}, \\ e_{33} : di_{\beta} &= \frac{d}{dt}i_{\beta}, \ e_{34} : d\psi_{r\alpha} &= \frac{d}{dt}\psi_{r\alpha}, \\ e_{35} : d\psi_{r\beta} &= \frac{d}{dt}\psi_{r\beta}, \ e_{36} : I_{ch} &= \frac{1}{R_{ch}}U_{dc} \cdot S_{ch}, \\ e_{37} : y_{Ich} &= I_{ch} + f_{Ich}. \end{aligned}$ (1) 其中: $e_{1} \sim e_{37}$ 代表方程 1~57程 37, 各变量含义如

基于系统数学模型,得到传动系统的结构化模 型如图 2 所示.结构化模型将式(1)所示数学模型中 的变量分为 3 类:未知变量 $\{i_{qc}, U_{dc}, i_2, u_N, U_2, u_{ab}, i_z, i_{dc}, i_L, i_u, i_v, i_w, u_u, u_v, u_w, u_a, u_\beta, i_a, i_\beta, \psi_{ra}, \psi_{r\beta}, \omega_r, I_{ch}, di_{qc}, dU_{dc}, di_2, dU_2, di_a, di_\beta, d\psi_{ra}, d\psi_{r\beta}\}、故障变量<math>\{f_{Un}, f_{Iqc}, f_{Udc1}, f_{Udc2}, f_{Iu}, f_{Iv}, f_{Vn}, f_{Ich}\}$ 和已知变量 $\{y_{Un}, y_{Iqc}, y_{Udc1}, y_{Udc2}, y_{Iu}, y_{Iv}, y_{Vn}, y_{Ich}, S_a, S_b, S_u, S_v, S_w, S_{ch}\}. 从图 2 中$ 可以看出方程与变量间的关联关系,图中"D"表示微分变量关系,"I"表示积分变量关系.由式(1) $可知,已知变量为方程<math>e_1 \sim e_{15}, e_{31}$ 以及 e_{37} 中得出的 测量输出和开关状态量,方程中包含的剩余变量为 未知变量.

1.3 故障可检测性与可隔离性分析

对 传 动 系 统 的 结 构 化 模 型 进 行 Dulmage-Mendelsohn (DM) 分解^[18], 得到其超定部分的规范化 分解如图 3 所示. 由图 3 可知, 所有定义的故障均出

符号	含义	符号	含义	符号	含义
u_N	牵引变压器次边电压	$y_{\scriptscriptstyle Un}$	网侧电压传感器采样值	I_{ch}	斩波电流
i_{qc}	四象限输入电流	$y_{{\scriptscriptstyle Iqc}}$	四象限电流传感器采样值	$\mathrm{d}i_{qc}$	四象限输入电流微分
U_{dc}	中间直流电压	$y_{{\scriptscriptstyle U}dc1}$	中间电压传感器1采样值	$\mathrm{d}i_2$	二次谐振电流微分
i_2	二次谐振电流	$y_{{\scriptscriptstyle U}dc2}$	中间电压传感器2采样值	$\mathrm{d}U_2$	二次谐振电压微分
U_2	二次谐振电压	y_{Iu}	电机U相电流传感器采样值	$\mathrm{d}U_{dc}$	中间直流电压微分
u_{ab}	四象限整流器输入电压	y_{Iv}	电机V相电流传感器采样值	$\mathrm{d}i_{lpha}$	定子电流α轴分量微分
i_z	四象限整流器输出电流	$y_{{\scriptscriptstyle V}n}$	电机速度传感器采样值	$\mathrm{d}i_eta$	定子电流β轴分量微分
i_{dc}	支撑电容电流	y_{Ich}	斩波电流传感器采样值	$\mathrm{d}\psi_{slpha}$	定子磁链 α 轴分量微分
i_L	负载电流	f_{Un}	网侧电压传感器故障	$\mathrm{d}\psi_{seta}$	定子磁链β轴分量微分
i_u	电机定子U相电流	f_{Iqc}	四象限电流传感器故障	C_d	支撑电容
i_v	电机定子V相电流	f_{Udc1}	中间电压传感器1故障	C_2	二次谐振电容
i_w	电机定子W相电流	f_{Udc2}	中间电压传感器2故障	L_2	二次谐振电感
ω_r	电机转子电角速度	f_{Iu}	电机U相电流传感器故障	L_N	牵引变压器次边漏感
i_{lpha}	电机定子电流α轴分量	f_{Iv}	电机V相电流传感器故障	R_N	牵引变压器次边漏阻
i_eta	电机定子电流β轴分量	f_{Vn}	电机速度传感器故障	R_{ch}	斩波电阻阻值
u_{lpha}	电机定子电压α轴分量	f_{Ich}	斩波电流传感器故障	k_{MT}	牵引变压器绕组变比
u_{β}	电机定子电压β轴分量	S_a, S_b	四象限整流器脉冲控制信号	n_p	牵引电机极对数
ψ_{slpha}	电机定子磁链α轴分量	S_u, S_v, S_w	逆变器脉冲控制信号	,	古坦台北归兰乙型
$\psi_{s\beta}$	电机定子磁链 B 轴分量	S_{ch}	斩波脉冲控制信号	$a_{11}, a_{13}, a_{14}, a_{31}, a_{33}, b$	电机参数相关系数







现在超定部分.因此,表1中所列出的系统所有传感器故障均为可检测,而且所有传感器故障均仅与自身存在相关关系,因此均为可隔离故障,可基于此结构化模型完成后续残差设计任务.

基于结构分析与极限学习机的实时故障 诊断方法

2.1 所提诊断方法基本框架

所提出诊断方法的基本框架如图 4 所示, 整个 方法分为离线设计和在线实现两部分. 离线设计阶 段主要完成残差和诊断算法相关阈值的设计.首先, 基于传动系统的结构化模型,确定可隔离所有传感 器故障的最小结构化超定方程集 (MSOs) 和故障特 征矩阵;然后,针对每个 MSO,利用系统机理知识确 定该 MSO 相关的传感器中的某一传感器信号作为 模型输出,其他传感器信号为输入,并确定各输入信 号的阶次及不同输入信号间的关联关系,构建其输 出值预测的动态模型;再次,对于存在非线性或高阶 关系的 MSO,采用 ELM 算法,利用上述动态模型设





计合理的 ELM 模型结构, 实现输出值的有效预测, 并结合实际传感器采样值得到序列残差表达式; 最 后, 基于各正常工况下的相关现场数据确定用于各 残差故障检测的相关阈值. 在线实现阶段, 系统实时 采集相关传感器和系统状态信息, 对信号进行滤波 和归一化处理后, 根据离线设计好的残差表达式实 时进行残差和相关检测统计量计算, 再结合离线设 计好的阈值参数和故障特征矩阵, 实现各传感器故 障的有效检测与诊断决策.

2.2 基于知识与数据协同建模的序列残差设计

2.2.1 MSO 集分析

从表 3 各 MSO 包含的方程式可知, MSO1 与 MSO8 方程集中不含微分项, 各传感器信号间为简 单代数关系, 因此可直接建立代数关系模型. 其余 MSO 均含微分表达式, 且包含不同 IGBT 开关状态 信息, 由于受到 IGBT 控制脉冲死区和最小脉宽等 的影响, 系统会存在不同程度的非线性特性. 对于此 类 MSO, 基于 ELM 算法, 采用数据驱动的方法进行

表3 结构最小型超定方程集

序号	包含方程
MSO1	$\{e_{12}, e_{13}\}$
MSO2	$\{e_2-e_9,\;e_{11},\;e_{12},\;e_{14},\;e_{15},\;e_{17},\;e_{18},\;e_{19},\;e_{37}\}$
MSO3	$\{e_1, \ e_5, \ e_{10}, \ e_{11}, \ e_{13}, \ e_{16}\}$
MSO4	$\{e_1, \ e_5, \ e_{10}, \ e_{11}, \ e_{12}, \ e_{16}\}$
MSO5	$\{e_1 - e_{10}, e_{13} - e_{19}, e_{37}\}$
MSO6	$\{e_{13},\;e_{14},\;e_{20}-e_{25},\;e_{27}-e_{35}\}$
MSO7	$\{e_{12}, e_{15}, e_{20} - e_{35}\}$
MSO8	$\{e_{13}, \ e_{36}, \ e_{37}\}$

1595

建模,基于先验知识确定模型的输入输出信号类型 及阶次,并基于历史正常工况数据进行模型训练和 测试.根据各 MSO 所关联的传感器信号,可得到故 障特征矩阵如表 4 所示.表 4 中,符号"X"表示故障 是可检测的,空白处表示故障不能检测.例如,超定 方程集 MSO1 能检测 2 个故障 (*f*_{Ude1}和*f*_{Ude2}),但不 能检测其他故障.

表4 故障特征矩阵

	f_{Un}	f_{Iqc}	f_{Udc1}	f_{Udc2}	f_{Iu}	f_{Iv}	f_{Vn}	f_{Ich}
MSO1			Х	Х				
MSO2		Х	Х		Х	Х		Х
MSO3	Х	Х		Х				
MSO4	Х	Х	Х					
MSO5	Х			Х	Х	Х		Х
MSO6				Х	Х		Х	
MSO7			Х			Х	Х	
MSO8				Х				Х

2.2.2 残差 R₁ 与 R₈

由表 3 可知, MSO1 由 2 个方程组成, 可检测 $f_{Udc1} \pi f_{Udc2} 2$ 个故障, MSO8 由 3 个方程组成, 可检 测故障 $f_{Udc2} \pi f_{Ich}$, 其残差如下:

$$R_1(k) = y_{Udc1}(k) - y_{Udc2}(k), \qquad (2)$$

$$R_8(k) = y_{Ich}(k) - \frac{S_{ch}(k) \cdot y_{Udc2}(k)}{R_{ch}}.$$
 (3)

需要说明的是, 传动系统中斩波管 (图 1 中间直 流环节中的 VT7) 仅在系统出现中间电压大幅振荡 导致阈值超限或牵引系统停机需要对支撑电容进行 放电时才会开通 (即式 (3) 中的 *S*_{ch}为 1), 因此残差 *R*₈在此特定工况下才可用来进行表 4 中故障*f*_{Udc2} 的诊断决策.

2.2.3 残差 R₃ 与 R₄

方程集 MOS3 由 6 个方程 { e_1 , e_5 , e_{10} , e_{11} , e_{13} , e_{16} }组成,通过残差 R_3 可检测 3 个故障: f_{Un} 、 f_{Iqc} 和 f_{Udc2} .基于 e_1 并结合 e_5 的解析关系,可基于一阶后 向差分方程建立关于 y_{Iac} 的估计值如下:

$$\hat{y}_{Iqc}(k) = y_{Iqc}(k-1) + \frac{T_s}{L_N}(y_{Un}(k-1) - (S_a(k-1) - S_b(k-1)) \cdot y_{Udc2}(k-1) - R_N \cdot y_{Iqc}(k-1)).$$
(4)

由式 (4) 可知, 系统为 1 阶动态系统且存在多个 离散控制输入, 以k时刻的 y_{Iqc} 为输出, k - 1时刻的 y_{Un} 、 y_{Udc2} 和 y_{Iqc} 值为输入, 建立 y_{Iqc} 的实时单步预 测 ELM 模型, 得到 y_{Iqc} 的实时估计值 $\hat{y}_{Iqc}^{ELM2}(k)$ 并建 立残差 R_3 表达式为

$$R_{3}(k) = y_{Iqc}(k) - y_{Iqc}^{\text{ELM2}}(k).$$
 (5)

方程集 MSO4 与 MSO3 仅 1 个方程存在差异, 将式 (4) 中的传感器采集信号 y_{Udc2} 替换成 y_{Udc1} ,可 得到基于 MSO4 的 y_{Iqc} 的实时估计值 $\hat{y}_{Iqc}^{\text{ELM3}}(k)$ 以及 对应的残差表达式为

$$R_4(k) = y_{Iqc}(k) - y_{Iqc}^{\text{ELM3}}(k).$$
(6)

2.2.4 残差 R_2 、 $R_5 \sim R_7$

方程集 MOS2 中方程 $e_2 \sim e_4$ 含有微分项, 涉及 传感器信号 y_{Udc1} 、 y_{Iqc} 、 y_{Iu} 、 y_{Iv} 和 y_{Ich} . 以 y_{Udc1} 为输 出, y_{Iqc} 、 y_{Iu} 、 y_{Iv} 和 y_{Ich} 为输入, 基于 $e_2 \sim e_4$, 建立 与 MSO2 相关的状态空间方程模型.

取状态变量 $X_2 = [x_{21}, x_{22}, x_{23}]^{\mathrm{T}} = [U_{dc}, u_2, i_2]^{\mathrm{T}},$ $u_2 = [(S_a - S_b) \cdot y_{Iqc}, -(S_u - S_w) \cdot y_{Iu}, -(S_v - S_w) \cdot y_{Iv}, -S_{ch} \cdot y_{Ich}]^{\mathrm{T}}, y_2 = y_{Udc1}, 其状态空间表示为$

$$\begin{cases} \dot{X}_2 = A_2 X_2 + B_2 u_2, \\ y_2 = C_2 X_2. \end{cases}$$
(7)

其中: $A_2 = [0, 0, -1/C_d; 0, 0, 1/C_2; 1/L_2, -1/L_2, 0];$ $B_2 = [1/C_d, 1/C_d, 1/C_d, 1/C_d; 0, 0, 0, 0; 0, 0, 0, 0];$ $C_2 = [1, 0, 0].$

由式 (7) 所述状态空间方程可知, 系统为 3 阶动 态系统且存在多个离散控制输入, 采用观测器方法 进行估计时存在受模型参数变化影响大等问题, 因 此以k时刻的 y_{Udc1} 为输出, k - 1、k - 2、k - 3时 刻的 y_{Iqc} 、 y_{Iu} 、 y_{Iv} 和 y_{Ich} 值为输入, 建立 y_{Udc1} 的实 时单步预测 ELM 模型, 得到 y_{Udc1} 的实时估计值 $\hat{y}_{Udc1}^{ELM1}(k)$, 则基于方程集 MSO2 的残差可设计为

$$R_2(k) = y_{Udc1}(k) - \hat{y}_{Udc1}^{\text{ELM1}}(k).$$
(8)

同理,基于系统机理知识,可设计*R*₅~*R*₇的残 差表达式如下所示:

$$R_5(k) = y_{Udc2}(k) - \hat{y}_{Udc2}^{\text{ELM4}}(k), \qquad (9)$$

$$R_6(k) = y_{Iu}(k) - \hat{y}_{Iu}^{\text{ELM5}}(k), \qquad (10)$$

$$R_7(k) = y_{Iv}(k) - \hat{y}_{Iv}^{\text{ELM6}}(k).$$
(11)

2.3 故障检测

完成残差和故障特征矩阵设计后, 可构造合适的检测量用于故障检测. 在正常运行时, 若系统无故障, 则 残 差 R_i 满足 $R_i \sim N(\mu_0, \sigma_0^2)$, 其 中 $\mu_0 = 0$, σ_0^2 与残差的测量噪声以及谐波有关. 设 $\tilde{R}_i = \{R_i^1, R_i^2, \ldots, R_i^m\}$ 为 R_i 的周期采样值, 参考文献 [14] 定义检测统计量 $T_{R_i}^2 = \left(\sum_{j=1}^m (R_i^j)^2\right) / \sigma_0^2$ 和阈值 T_α 来进行故障检测.

由于实际中得到的数据噪声很大,且故障工况 下残差含有显示的振荡,应用 CUSUM (cumulative sum)算法^[14]进行残差决策.

取决策函数

 $g_{Ri}(k) = \max(0, g_{Ri}(k-1) + T_{Ri}^2 - T_{\alpha}), \quad (12)$ 则其残差決策逻辑为: 如果 $g_{Ri}(k) \leq h_i$, 则接受 H_0 ; 如果 $g_{Ri}(k) > h_i$, 则接受 H_1 . 有

$$F_{Ri} = \begin{cases} 1, \ g_{Ri}(k) > h_i; \\ 0, \ g_{Ri}(k) \le h_i. \end{cases}$$
(13)

其中: *h_i*为预设的故障决策阈值, *F_{Ri}*为决策结果, 1 表示故障, 0 表示正常.

2.4 诊断决策

设 8 个残差决策函数值分别为 $g_{Ri}(k)$, i = 1, 2, ..., 8, 故障阈值依次为 $h_1 \sim h_8$, 各种故障的故障标 志 位 分 别 为 F_{Un} 、 F_{Iqc} 、 F_{Udc1} 、 F_{Udc2} 、 F_{Iu} 、 F_{Iv} 、 F_{Vn} 和 F_{Ich} .基于上述分析与表 4 的故障特征矩阵并 结合样本数据测试结果, 可建立故障诊断规则库实 现各个故障的有效检测与隔离.

3 测试验证

3.1 测试环境及评价指标介绍

本文基于某型列车所用传动系统的相关系统参数,采用半实物仿真与现场故障场景录波的虚实联 合测试验证平台对本文所提出算法进行测试验证. 该平台主要通过半实物仿真测试部分对各种传感器 故障进行模拟并记录相关数据,导入至基于故障数 据在线录波的实物测试验证部分,实现故障诊断算 法测试验证.

由于系统在出现传感器故障后,控制功能可能 出现异常导致系统运行失效,此时 TCU 会通过检测 电压电流信号超阈值报警(工程上称为功能故障)信 号来自动执行相应保护动作,从而避免故障影响扩 大. 而当系统执行相关保护动作后, 系统进行重新配 置,系统结构将发生变化,诊断算法不再适用,因此 需保证在系统执行保护动作前有效检测出故障,从 系统出现故障至系统执行保护动作这段时间称为 "诊断黄金周期 (golden cycle for Diagnosis, GCD)", 故障诊断所需时间需小于 GCD 才能保证故障有效 识别.本文所述的被测列车牵引传动系统控制软件 中设置的系统保护上、下限分别为:中间直流电压控 制上限为2000V;四象限输入电流控制上、下限为2550 A 和-2 550 A; 电机 U/V 相电流控制上、下限为 1 550 A 和-1550 A. 当 TCU 检测到电压或电流超出上述 上、下限时,将报出相应的功能故障并执行对应的保 护动作.

基于上述考虑,本文主要采用正确隔离率 (correct isolation rate, CIR)和检测延时 (detection delay, DD) 对诊断算法的准确性和实时性进行评价. CIR 与 DD 的计算方法分别为

$$p_{\text{CIR}} = \frac{\text{Num}(F_{\text{judge}} = F_i | F_{\text{real}} = F_i)}{N_f} \times 100, \quad (14)$$

$$t_{\rm DD} = t_a - t_0. \tag{15}$$

其中: N_f 为总的故障样本数, F_{judge} 为算法判断出的 故障类型, F_{real} 为实际故障类型, t_a 为故障报警时刻, t_0 为故障发生时刻.

3.2 测试结果讨论

图 5 为网侧电压传感器故障测试波形.可以看 出, t = 9 s 时网侧电压传感器信号 y_{Un} 突变为 0, 此 后控制逐渐发散, 中间直流电压开始快速上升, 四象 限输入电流开始增大, 至约t = 9.052 s 时中间直流 电压超出控制上限 (图中"UCL"), TCU 立即执行脉 冲封锁动作, 四象限输入电流与电机电流均降至 0. 由图 5(b) 分析可知, 故障后, $R_3 \sim R_5$ 对应的模型预 测值相对于故障前出现了较大估计误差, 引起 图 5(c) 中检测统计量 $T_{R_3}^2 \sim T_{R_5}^2$ 和决策函数值 g_{R_3} $\sim g_{R_5}$ 的快速增大, 直至超出阈值. 从图 5(d) 可以看 出, 约t = 9.022 s 时系统正确诊断出网侧电压传感 器故障, 其故障标志位 F_{Un} 变为 1, 其检测延时约为 22 ms.

汇总典型传感器故障的诊断性能测试结果如表 5 所示. 由表 5 可知, 出现传感器后, 除斩波电流 传感器外其他传感器因均参与闭环控制, 会导致相 关电压、电流信号异常或发散, 本文所述实时诊断算 法因故障传感器类型不同检测延时有所差异, 但均 在 GCD 时间内准确诊断出了故障传感器.

4 结 论

本文基于典型牵引传动系统结构特点和传感器 布局方案,在不增加任何硬件前提下,提出了一种基 于多传感器故障实时联合诊断方法.通过理论分析 推导以及实验验证,可得出以下结论:

 1)基于现有典型传动系统的传感器布局和系统 机理知识,论证了典型传动系统在有限监测信号下 系统相关传感器的可检测性和可隔离性.

2) 提出了一种基于知识与数据协同驱动建模的 诊断方法,考虑各监测信号之间的耦合关系,建立了 传动系统多传感器实时联合诊断的统一框架.采用 系统分解思想,将多传感器诊断问题转换成残差序 列的各模型输出量估计问题,通过机理与经验知识 完成 ELM 模型的输入输出信号设计,依托现场正常





序号	传感器类型	DD/ms	GCD/ms
1	网侧电压传感器	22	52
2	四象限输入电流传感器	11	72
3	中间直流电压传感器1	10	78
4	中间直流电压传感器2	16	78
5	电机U相电流传感器	27	>100
6	电机V相电流传感器	39	>100
7	斩波电流传感器	4	不参与闭环控制
8	电机速度传感器	6	11

工况数据完成相关模型参数辨识,并利用各残差不 同组合形式完成各传感器快速有效隔离.

3) 搭建了一种面向工程应用需求的诊断算法验证平台, 对所提出多传感器联合实时诊断算法的有

效性进行了验证.

参考文献 (References)

 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] 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[J]. 自动化学报, 2018, 44(7): 1153-1164.
 (Zhou D H, Ji H Q, He X. Fault diagnosis techniques for the information control system of high-speed trains[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(7): 1153-1164.)
- [3] 苏宇, 吴云凯, 付俊, 等. 基于数据驱动的 CRH 高速列 车悬挂系统早期故障检测[J]. 控制与决策, 2022, 37(4):

982-988.

(Su Y, Wu Y K, Fu J, et al. Data-driven design based incipient fault detection for CRH suspension system[J]. Control and Decision, 2022, 37(4): 982-988.)

- [4] 李学明, 倪强, 刘侃, 等. 基于系统信号时序特征辨识的电力机车齿轮弛缓故障实时诊断[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 1200-1209.
 (Li X M, Ni Q, Liu K, et al. Real-time diagnosis of gear slack fault in electric locomotive based on system signal time-series feature recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 1200-1209.)
- [5] 张坤鹏,姜斌,陈复扬,等.基于时变模型辨识的高速 列车复合故障诊断[J]. 控制与决策, 2019, 34(2): 274-278.

(Zhang K P, Jiang B, Chen F Y, et al. Time-varying model identified based coupled fault diagnosis for high speed trains[J]. Control and Decision, 2019, 34(2): 274-278.)

- [6] 倪强,李学明,刘侃,等.基于时序特征模式识别的列 车网侧过流故障实时诊断[J].中国电机工程学报, 2022,42(11):3963-3974.
 (Ni Q, Li X M, Liu K, et al. Time-series pattern recognition based fault diagnosis of line-side overcurrent[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(11): 3963-3974.)
- [7] 苟斌,蒲俊楷,葛兴来,等.基于状态观测器的单相整
 流系统传感器故障诊断与容错控制方法[J].铁道学报,2017,39(2):44-51.

(Gou B, Pu J K, Ge X L, et al. A fault diagnosis and fault-tolerant control method based on state observer for sensors in single-phase PWM rectifiers[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(2): 44-51.)

- [8] Zhang K, Jiang B, Yan X G, et al. Sliding mode observer based incipient sensor fault detection with application to high-speed railway traction device[J]. ISA Transactions, 2016, 63: 49-59.
- [9] Guzinski J, Diguet M, Krzeminski Z, et al. Application of speed and load torque observers in high-speed train drive for diagnostic purposes[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(1): 248-256.
- [10] Youssef A, Khil S K, Slama-Belkhodja I. State observerbased sensor fault detection and isolation, and fault tolerant control of a single-phase PWM rectifier for electric railway traction[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 28(12): 5842-5853.
- [11] Gou B, Xu Y, Xia Y, et al. An intelligent time-adaptive data-driven method for sensor fault diagnosis in induction motor drive system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12): 9817-9827.
- [12] 赵世杰,马世林,王梦晨,等. 群集正反向回溯人工生态系统优化算法的 ELM 超参优选[J]. 控制与决策,2023,38(4):921-928.
 (Zhao S J, Ma S L, Wang M C, et al. Super parameter

optimization of ELM by artificial ecosystem-based optimization with crowding forward-backward and backtracking tips[J]. Control and Decision, 2023, 38(4): 921-928.)

[13] 回立川,丛琳. 基于 ADASYN 平衡数据的 ISSA-KELM
 滑动电接触失效诊断[J]. 控制与决策, 2023, 38(11):
 3165-3174.
 (Hui L C, Cong L. Failure diagnosis of ISSA-KELM

sliding electrical contacts based on ADASYN balance data[J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3165-3174.)

- [14] Li X M, Xu J, Chen Z W, et al. Real-time fault diagnosis of pulse rectifier in traction system based on structural model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(3): 2130-2143.
- [15] Zhang J Y, Yao H Y, Rizzoni G. Fault diagnosis for electric drive systems of electrified vehicles based on structural analysis[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1027-1039.
- [16] Ebrahimi S, Choux M, Huynh V K. Real-time detection of incipient inter-turn short circuit and sensor faults in permanent magnet synchronous motor drives based on generalized likelihood ratio test and structural analysis[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3407.
- [17] Xu S L, Li X M, Chen Z W. Real-time diagnosis of sensor fault for traction drive system[C]. 2020 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Gijon, 2020: 1-6.
- [18] Frisk E, Krysander M, Jung D. A toolbox for analysis and design of model based diagnosis systems for large scale models[J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 3287-3293.

作者简介

李学明(1985-),男,正高级工程师,博士生,主要研究 方向为牵引传动系统控制及其故障诊断技术,E-mail: lixm@hnu.edu.cn;

刘侃(1982-),男,教授,博士,博士生导师,主要研究方向为轨道交通/新能源车电驱技术、伺服控制, E-mail: lkan@hnu.edu.cn;

陈志文(1986-), 男, 副教授, 博士, 博士生导师, 主要研 究方向为基于模型和数据驱动的故障诊断技术, E-mail: zhiwen.chen@csu.edu.cn;

甘韦韦(1984-),男,正高级工程师,博士生,主要研究 方向为牵引变流控制及其故障诊断技术,E-mail:gww@ hnu.edu.cn;

成正林(1983-),男,正高级工程师,博士生,主要研究 方向为牵引传动系统 PHM 及其智能运维技术, E-mail: chengzl@csrzic.com.cn;

蒋奉兵 (1989-), 男, 高级工程师, 主要研究方向为牵引 传动系统控制 PHM 技术, E-mail: jiangfb@csrzic.com.cn.