



# 牵引变流器直流过压故障实时诊断 与差异化保护策略研究

张文曜<sup>1</sup>, 王忠<sup>2</sup>, 李学明<sup>3</sup>, 成正林<sup>3</sup>, 陈志博<sup>3</sup>, 贺钦<sup>3</sup>, 庄恒廷<sup>4</sup>

(1. 中国铁路南昌局集团有限公司, 江西 南昌 330002;

2. 国能新朔铁路有限责任公司 机务分公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017010;

3. 中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412001;

4. 中国铁路兰州局集团有限公司, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 针对列车牵引变流器直流过压故障诊断中保护动作单一与故障源定位困难的问题, 文章提出了一种融合时域特征分析与时序模式识别的实时诊断与保护策略优化方法。文章首先通过分析网压波动、传感器失效等6类典型故障的时域特征规律, 提取关键特征指标(如方差、峰值差、变化率), 并构建基于决策树分类的故障诊断模型; 然后结合离线建模与在线计算, 实现故障源的实时精准定位; 最后根据诊断结果动态调整保护策略, 以实现最小化动力损失。现场数据验证表明, 该方法能实现对6类故障的精准诊断, 且保护策略优化后动力单元隔离率降低83%。相较于传统阈值检测方法, 该方法显著提升了故障诊断的实时性与可用性, 为牵引变流器智能化运维提供了新思路。

**关键词:** 牵引变流器; 直流过压; 实时诊断; 决策树; 时域特征; 差异化保护; 故障诊断; 动车组

**中图分类号:** U264.3<sup>+</sup>7

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-128X(2025)05-0179-11

## 0 引言

牵引变流器作为列车的核心动力单元, 其直流环节过压故障直接影响列车安全与运行效率<sup>[1]</sup>。然而, 直流过压成因复杂, 涉及网压异常、传感器失效、谐振回路故障等多类故障源, 传统基于阈值检测的方法仅能触发单一保护动作(如脉冲封锁或动力隔离), 难以区分故障类型, 导致不必要的动力损失与运维成本增加。

关于列车牵引变流器功能故障诊断问题, 近年来许多学者和工程技术人员对其进行了研究和应用。文献[2]针对HXD1系列电力机车, 开发了一套牵引变流器故障诊断专家系统, 通过构建相应的故障诊断模型, 实现了对该型机车牵引变流器故障的智能识别与判断; 文献[3]以“神华号”电力机车牵引系统为

研究对象, 采用径向基函数神经网络构建了牵引系统故障诊断的数学模型, 建立起运行数据与典型故障类型之间的映射关系, 从而完成了对该车型牵引系统的故障诊断。文献[4]提出了一种基于EOVW指数和C&RT决策树的诊断模型, 实现了对牵引变流器逆变过流故障的有效定位。文献[5]以机车实际运行过程中产生的离线故障记录数据为依据, 提出了一种基于小波分析和深度信念网络的牵引系统故障诊断方法并应用于机车离线故障记录数据的分析, 以实现故障原因的准确定位。文献[6]对引起牵引变流器输入过流的原因进行了分析, 并提出了一种基于递归二分类的故障诊断方法。基于K-Means与小波包分解对数据相关关键字段进行特征提取, 用基于集成学习的梯度提升决策树(GBDT)构造可靠的分类模型以及用递归二分类法对多标签数据进行递归分类与诊断。文献[7]提出了一种牵引变流器故障与

通信作者: 李学明, 男, 硕士, 正高级工程师, 主要从事轨道交通车辆牵引传动系统控制与诊断方面的研究; E-mail: lixm10@csrzc.com

引用格式: 张文曜, 王忠, 李学明, 等. 牵引变流器直流过压故障实时诊断与差异化保护策略研究[J]. 机车电传动, 2025(5): 179-189. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.05.101.

Citation: ZHANG Wen Yao, WANG Zhong, LI Xueming, et al. Real-time diagnosis and differentiated protection strategy for DC overvoltage faults in traction converters[J]. Electric drive for locomotives, 2025(5): 179-189. DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2025.05.101.

整车环境数据的关联分析方法,并设计了“神华号”电力机车牵引变流器及整车其他子系统的故障诊断专家系统,以满足铁路智能运维需求。

以上方法<sup>[2-7]</sup>均基于列车牵引变流器记录的离线数据,通过搭建地面相关数据分析系统,利用相关人工智能或机器学习算法实现故障源的精确分类,普遍存在计算复杂度高、依赖平稳信号假设等问题,难以满足车载实时诊断需求。此外,现有方法未结合故障诊断结果优化保护策略,无法实现故障自愈与系统冗余的有效利用。为此,本文提出一种融合时域特征与决策树分类<sup>[8]</sup>的在线诊断框架:基于故障机理提取滑动窗口内的时域统计量(如方差、峰值差、变化率),量化非平稳信号的动态特性;通过决策树分类建立特征指标与故障类别的映射关系,实现低计算复杂度的实时推理;结合诊断结果动态选择保护策略(如隔离故障传感器或重启模块),减少动力损失。最后,以某型动车组牵引变流器为研究对象,通过现场数据验证方法的工程适用性。本方法突破了传统诊断模型对离线数据与平稳工况的依赖,为复杂动态系统下的闭环故障处理提供了新范式。

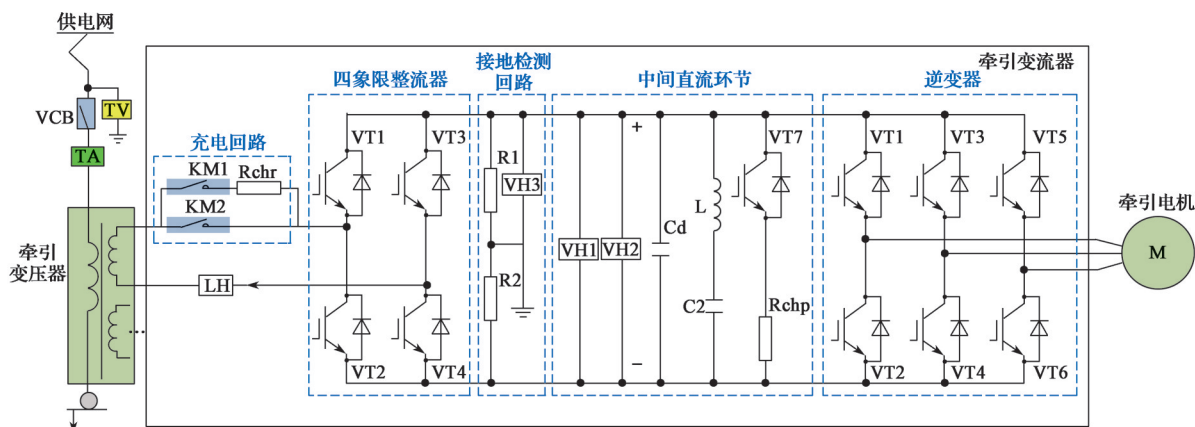


图1 牵引系统典型主电路原理图

Fig. 1 Schematic diagram of the typical traction system main circuit

## 1.2 牵引变流器直流过压典型故障类型及影响

牵引变流器直流过压为牵引系统中一种常见的故障,工程上常用的直流过压检测与保护原理为:牵引系统控制装置中的传动控制单元<sup>[10]</sup>(traction control unit, TCU)实时监测中间直流回路电压传感器(图1中的VH1与VH2)所采集的信号。当检测到电压绝对值持续超出预设安全范围时,TCU将启动保护机制,立即封锁图1中牵引变流器中IGBT器件的全部驱动脉冲;若该异常状况连续多次出现,系统则会自动隔离相应动力单元,从而导致本节动力单元丧失牵引动力。

基于现场故障统计数据应用经验,现场常

## 1 牵引变流器直流过压故障及其影响分析

### 1.1 牵引系统主电路原理介绍

机车与动车组典型的牵引系统主电路结构如图1所示,其核心组成部分包括牵引变压器、牵引变流器(涵盖充电回路、四象限整流器、接地检测回路、中间直流环节及逆变器等模块)以及牵引电动机<sup>[9]</sup>。单相AC 25 kV交流电通过受电弓引入,经主断路器VCB和牵引变压器一次侧绕组进入车辆内部,再由牵引变压器二次侧绕组向变流器提供电能。该交流电经由四象限整流器转换为直流电,并通过中间直流回路进行滤波,得到稳定的直流电压,最后通过逆变器转变为幅值与频率可调节的三相交流电,以此驱动牵引电动机运转,实现对机车或动车组运行速度与牵引力的精确控制。图1中,LH为牵引变流器输入电流传感器,该传感器用来采集牵引变流器输入电流信号;TV为高压电压互感器,该互感器二次侧连接至同步变压器,将电压进行降压后,将输出电压转换成网压同步信号,然后将该信号送至控制系统。VH1、VH2为直流电压传感器,用于采集中间直流环节的支撑电容电压。此4个信号均为关键采集信号,用于牵引变流器的闭环控制、故障诊断与保护。

见的导致牵引变流器直流过压的故障类型有网压异常(网压波动)、负载突降、二次谐振回路故障、四象限脉冲短时封锁、直流电压传感器故障等,下面对各类故障的故障特征进行详细分析。

#### 1.2.1 网压异常

各类网压异常(中断、突变、波动等)中,网压波动是引起直流过压的一个主要因素,网压中断或突变一般会造成四象限输入过流而非直流过压故障。网压波动一般是由于机车/动车组某次谐振电流与牵引供电网的参数发生耦合等因素造成网压高频振荡<sup>[11-12]</sup>,多车通过公共牵引供电网阻抗发生耦合等因素导致网压低频振荡<sup>[13-14]</sup>,或者由于调峰调压、系统倒切、并网作用等造成的网压波动<sup>[15-16]</sup>。图2(a)是现场发生的典型网

压波动的记录波形, 图2(a)中,  $u_2$  为牵引变压器二次侧电压, 其值与网压同步信号值成固定比例关系, 其比例系数为牵引变压器一次侧、二次侧绕组变比;  $U_{d1}$  和  $U_{d2}$  分别为中间直流环节电压传感器 VH1 与 VH2 采样值;  $i_{qc1}$  为牵引变流器第一重四象限模块输入电流传感器采样值。从图2可以看出, 当列车所处位置出现网压波动时, TCU 将反复调节中间电压和四象限电流, 以保证系统的稳定。当网压波动加剧, 超出控制系统反应速度时将导致控制失效, 同时报出直流过压故障。网压异常一般为偶发性外部故障, 与列车当时所处的供电网位置以及所在分相区中各列车功率发挥情况强相关。出现此故障后, 控制系统可快速恢复, 维持正常运行状态。

### 1.2.2 负载突降

当出现降雨或下雪结冰等恶劣天气或者运行线路条件较差时, 机车或动车组的动力车轮会因轨面黏着

条件差而极易发生空转<sup>[17-18]</sup>, 因 TCU 黏着控制功能发挥作用将导致不同程度的减载, 频繁卸载时极易造成四象限控制反应不及时导致直流过压, 如图2(b)所示。此类故障与具体线路或气候等条件相关, 出现此类故障封锁脉冲保护后, 列车可重新启动保持继续运行。

### 1.2.3 二次谐振回路故障

在图1所示典型牵引变流器主电路中, 二次谐振回路将四象限整流器输出的固定二次谐波电流滤除, 从而使中间直流电压更加平稳。当二次谐振回路的电感或电容开路时, 中间直流回路失去 100 Hz 谐波电流的滤除功能, 导致中间直流电压波动增大, 负载加大时会加剧中间直流电压脉动<sup>[19-20]</sup>, 当负载增大到一定程度超过四象限控制范围时, 将导致直流过压故障。图2(c)为典型的谐振回路故障时电流、电压波形, 当出现此类故障后, 系统通过封锁与本二次谐振回路相关的整

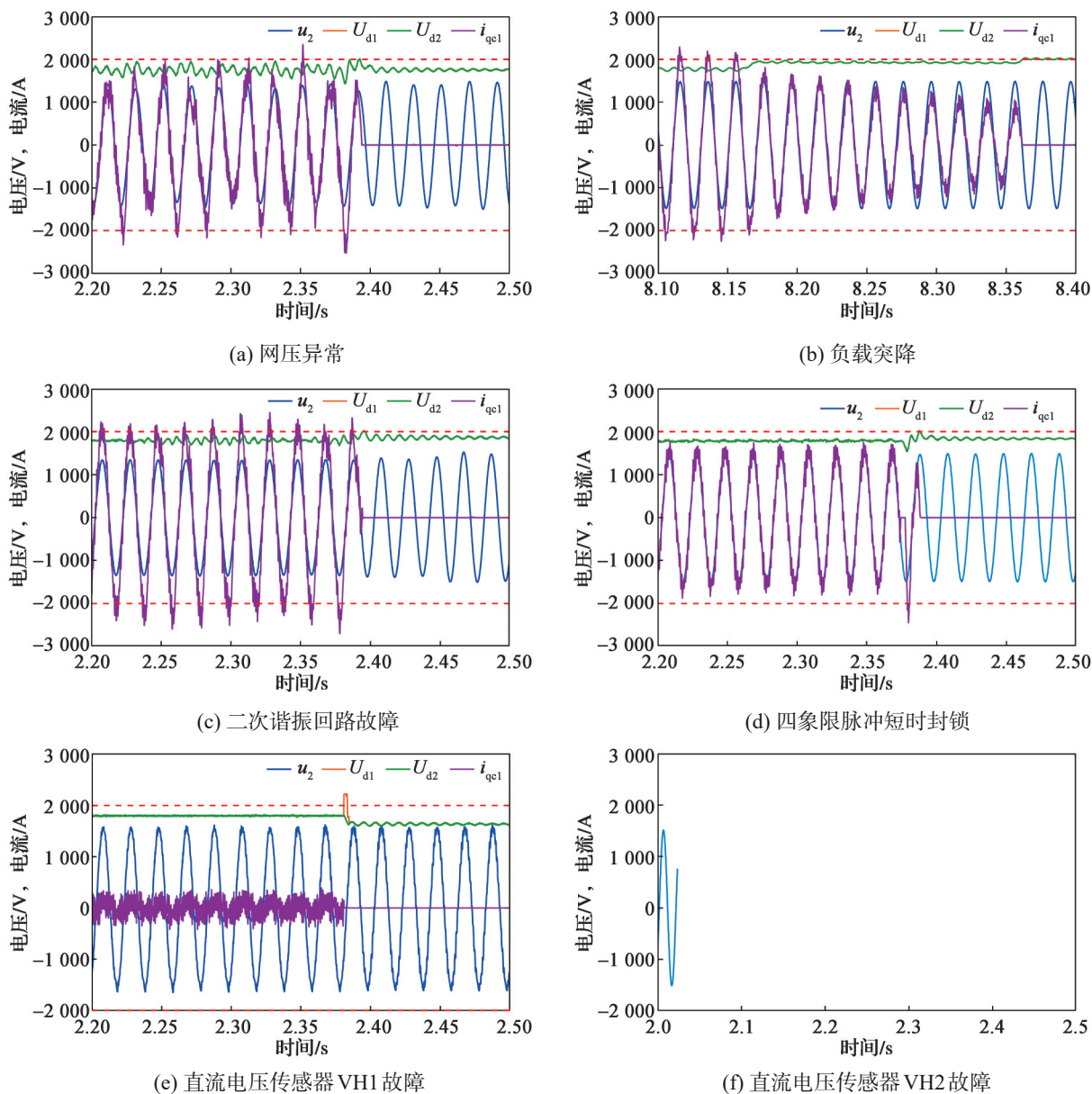


图2 典型牵引变流器直流过压故障

Fig. 2 Typical DC overvoltage faults in traction converters

流器和逆变器脉冲并发出隔离动作, 列车损失一轴或一架的动力。

#### 1.2.4 四象限脉冲短时封锁

在列车运行过程中, 受机械振动影响, 四象限模块驱动线束容易发生松动或断裂<sup>[21]</sup>, 引起TCU发出的IGBT控制脉冲出现短时中断, 若中断时间过长, 容易造成控制失效, TCU报出直流过压故障, 其电流电压典型波形如图2(d)所示。出现此类问题, 封锁本重四象限脉冲后可通过重新启动再次运行, 回库后再仔细检查相关线路。

#### 1.2.5 直流电压传感器故障

牵引变流器中的直流电压传感器VH1与VH2负责实时监测中间回路直流电压, 其测量性能与可靠性直接影响变流器整流及逆变过程的控制精度, 进而对机车整体运行的稳定性和安全性具有关键作用<sup>[22]</sup>。四象限控制一般基于两者的较大值来进行控制, 当出现直流电压传感器失效, 其采样值超过直流过压阈值时, 将报出直流过压故障, 现场典型VH1和VH2故障波形分别如图2(e)和图2(f)所示。当出现因直流电压传感器故障引起的直流过压时, 若能准确定位出其故障传感器, 由于VH1与VH2为硬件冗余关系, 可通过隔离故障传感器, 根据另外一个正常传感器的信号来完成正常的控制功能, 不影响列车运用。

## 2 实时诊断与保护策略设计

### 2.1 所提方法基本思路

本文所提方法的基本原理框图如图3所示, 该系统算法由离线设计阶段与在线实现阶段共同构成。在离线设计阶段, 首先对变流器直流过压故障案例历史数据进行故障特征的提取与深入分析, 从中筛选并提取关键特征参量, 进而计算其在时域上的多种统计特征量; 随后, 采用统计分析方法辨识出能够有效区分不

同故障源的关键时域特征量, 据此构建起能够映射各时域特征量与不同故障类别之间关系的诊断模型。

在线实现阶段主要包含故障检测、故障分类以及保护与隔离策略选择三大核心功能模块。首先, 故障检测单元对相关模拟量信号进行实时采样, 并将其与预设阈值进行比较; 一旦满足条件, 便生成一个持续特定周期的故障分类使能信号, 并将其发送至故障分类单元。随后, 故障分类单元在接收到使能信号后, 对采集的模拟量数据进行归一化等预处理, 提取与直流过压相关的特征指标, 并基于离线训练阶段构建的诊断模型, 计算出概率最大的故障类型作为诊断结果, 并将该结果输出至保护与隔离策略选择单元。最后, 保护与隔离策略选择单元依据接收到的故障类型结果, 自动选择与该故障类别相匹配的保护与隔离策略, 通过驱动相应接触器或控制模块输出使能信号, 实现列车的精准保护与故障快速隔离。

### 2.2 故障特征变量及其特征指标分析

基于1.2节分析的导致牵引变流器直流过压的各类故障原因及其影响, 可将牵引变流器过流的故障类型分为网压异常、负载突降、二次谐振回路故障、四象限脉冲短时封锁、中间直流环节电压传感器VH1故障、直流电压传感器VH2故障共6类, 依次记为C1~C6, 如表1所示。

由1.2节分析可知, 出现直流过压后, 不同故障类型在输入电压 $u_2$ 、直流电压 $U_d$ 、输入电流 $i_{qc}$ 波形上存在明显不同的变化规律。因此, 最终选定上述3个采样信号作为关键特征参量, 进而筛选并计算与之关联的表征性指标, 用于构建故障诊断模型, 实现对不同故障模式的准确区分与分类。

为有效区分不同故障源, 可在固定时长的滑动窗口内计算一组表征信号动态特性的时域统计指标, 包

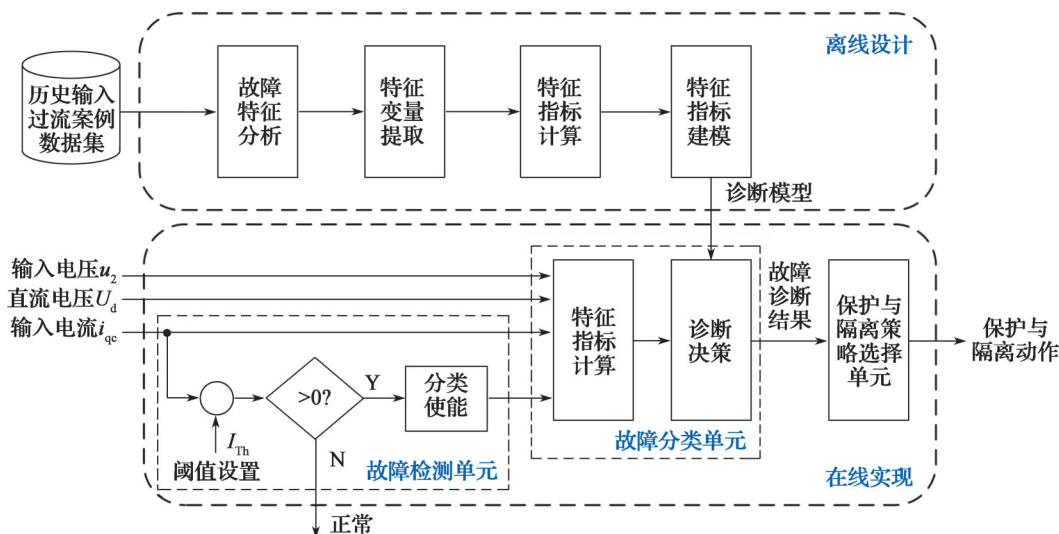


图3 变流器直流过压实时诊断与保护策略优化设计基本原理框图

Fig. 3 Block schematic diagram of optimized real-time diagnosis and protection strategy for converter DC overvoltage

表1 牵引变流器直流过压故障类型

Table 1 Categories of DC overvoltage faults in traction converters

| 故障类型 | 故障定义               |
|------|--------------------|
| C1   | 网压异常               |
| C2   | 负载突降               |
| C3   | 二次谐振回路故障           |
| C4   | 四象限脉冲短时封锁          |
| C5   | 中间直流环节电压传感器 VH1 故障 |
| C6   | 中间直流环节电压传感器 VH2 故障 |

括最大瞬时峰值  $x_{p\max}$ 、最小瞬时峰值  $x_{p\min}$ 、窗口内瞬时峰值差值  $\delta_x$ 、高位持续时间  $t_{GT}$  (信号超过高阈值的时间)、低位持续时间  $t_{LT}$  (信号低于低阈值的时间)、变化率  $k_x$  (单位时间内信号变化量)、峰值变化率  $k_{xp\max}$  (相邻峰值间变化速率)、均值  $\mu_x$  (窗口内信号平均值) 以及方差  $s_x^2$  (信号离散程度)。这些指标从幅值、时间分布、波动性等多角度量化窗口内故障特征变量的动态行为, 其数学定义如下所示:

$$x_{\max}(i) = \max(x(i), x(i-1), \dots, x(i-N_s+1)) \quad (1)$$

$$x_{\min}(i) = \min(x(i), x(i-1), \dots, x(i-N_s+1)) \quad (2)$$

$$x_{p\max}(i) = \max(|x_{\max}(i)|, |x_{\min}(i)|) \quad (3)$$

$$x_{p\min}(i) = \min(|x_{\max}(i)|, |x_{\min}(i)|) \quad (4)$$

$$\delta_x(i) = x_{p\max}(i) - x_{p\min}(i) \quad (5)$$

$$t_{LT}(i) = \sum_{j=1}^{N_s} T_s \cdot \text{sgn}(j), \forall j \in \{1, \dots, N_s\} \text{ 且 } |x(i-j+1)| < T_h \quad (6)$$

$$t_{GT}(i) = \sum_{j=1}^{N_s} T_s \cdot \text{sgn}(j), \forall j \in \{1, \dots, N_s\} \text{ 且 } |x(i-j+1)| > T_h \quad (7)$$

$$k_x(i) = \frac{x(i) - x(i-N_s)}{\max(x(i), x(i-N_s))} \quad (8)$$

$$k_{xp\max}(i) = x_{p\max}(i) - x_{p\max}(i-N_s) \quad (9)$$

$$\mu_x(i) = \frac{\sum_{j=i-N_s+1}^i x(j)}{N_s} \quad (10)$$

$$s_x^2(i) = \frac{\sum_{j=i-N_s+1}^i [x(j) - \mu_x(i)]^2}{N_s - 1} \quad (11)$$

式中:  $T_c$  表示滑动窗口周期,  $T_s$  表示采样周期,  $N_s = \frac{T_c}{T_s}$  表示采样的点数;  $T_h$  为预设的阈值。

基于对输入电压  $u_2$ 、直流电压  $U_d$ 、输入电流  $i_{qc}$  的时域统计特征进行特征重要性评估, 结合现场积累的历史故障案例数据, 分析确定与故障分类性能最显著相关的7个关键特征指标, 其具体内容如表2所示。

表2 牵引变流器直流过压诊断相关故障特征指标说明

Table 2 Description of fault feature indexes related to DC overvoltage diagnosis

| 特征指标代号 | 含义                 | 特征指标代号 | 含义              |
|--------|--------------------|--------|-----------------|
| $J_1$  | $U_d$ 方差           | $J_5$  | $i_{qc}$ 周期最大峰值 |
| $J_2$  | $U_d$ 采样差值         | $J_6$  | $i_{qc}$ 周期变化率  |
| $J_3$  | $i_{qc}$ 周期小数值持续时间 | $J_7$  | $u_2$ 周期峰值差值    |
| $J_4$  | $i_{qc}$ 周期最大峰值变化率 |        |                 |

### 2.3 特征指标建模

为了实现各类故障的有效识别, 得出故障特征指标后, 基于继有大量现场运用列车故障数据, 采用决策树(decision tree) 分类方法, 建立用于故障分类的特征指标诊断模型。决策树作为一种预测模型, 本质上是将输入特征与输出类别之间的复杂关系转化为树状结构的判别规则。在本研究中, 所选用的特征属性为时域指标  $J_1 \sim J_7$ , 输出类别则对应故障类型 C1~C4, 最终通过从根节点到叶节点的路径实现从特征到类别的映射。决策树通过信息熵和信息增益等指标来评估数据的纯度并进行划分, 从而完成对数据的归纳分类。信息熵(entropy) 是度量样本集合不确定性或混乱程度的指标。一个系统的混乱度越高, 其信息熵值就越大, 可能出现的状态也更复杂。

本次建模综合运用仿真测试与现场采集的故障案例数据, 采用决策树分类算法进行故障类型的识别与归类。该模型旨在通过对多源数据的特征挖掘, 构建能够准确映射故障模式的分类器, 从而为故障诊断与预测提供支持。本文有4类(C1~C4)共1660个样本数据(由于C5、C6类分别为中间直流电压传感器VH1、VH2故障类, 其故障特征变化规律不固定, 因此不采用决策树建模方式), 通过对样本特征数据进行随机化处理并按比例划分, 选取其中80%的数据用于模型训练, 其余的20%则用于评估模型的分类准确率, 最终构建出针对牵引系统一次侧过流故障的决策树诊断模型, 其结构如图4所示。决策树模型类似于一个故障分类器, 它从决策树的顶节点开始, 每个节点通过对特征指标进行逐一判断, 得到归属于每类故障的样本数, 直到叶子节点(所有样本均归属于某一类); 然后根据每类故障包括的样本数占比来划定所属故障类似。例如图4中, 假设计算出某个时刻系统特征指标  $J_1 \sim J_7$ , 首先在顶节点判断是否满足  $J_7 \leq 0.029$ ; 如果否, 即  $J_7 > 0.029$ , 则直接判定为C1类(样本中有482个都是这类); 如果是, 则接着判断  $J_5$  是否不大于0.865, 依此类推, 直至遍历整个决策树, 得到该时刻特征指标对应的故障所属类别。

由图1可知, 中间电压传感器VH1和VH2具有硬件冗余关系, 且出现因中间电压传感器故障导致的直流过压时, 故障传感器采样值高于正常传感器采样值, 基



(恢复脉冲并且仅采用VH2数据做为中间电压采样信号进行闭环控制), 机车不损失动力继续运行。

### 3 现场数据验证

为验证所提故障诊断算法在实际工业场景中的有

效性, 本研究将其应用于现场采集的真实故障数据集进行测试。图6~图11依次展示了故障类型C1~C6的诊断结果。从各故障工况下的输出结果可以清晰看出, 该算法能够在第一个滑动窗口周期内快速且精准地判定出对应的故障类别, 表现出优异的实时诊断能力与鲁棒性。

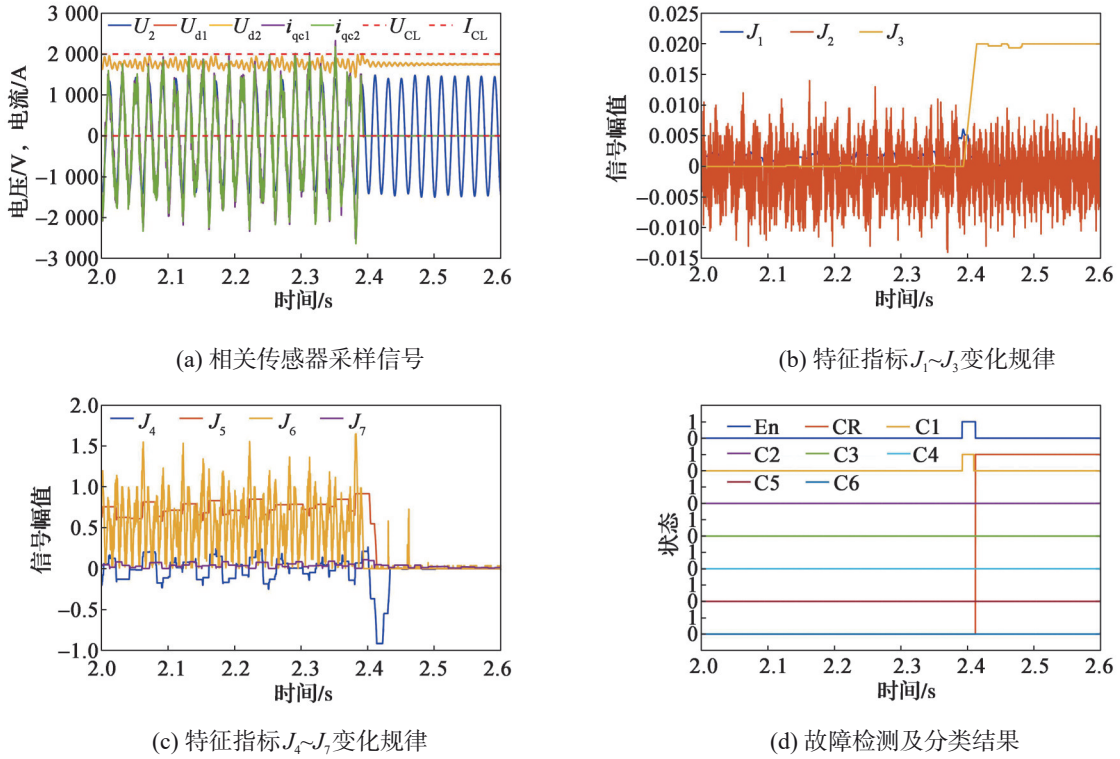


图6 网压异常类(C1)故障诊断结果

Fig. 6 Fault diagnosis results for abnormal line voltage category (C1)

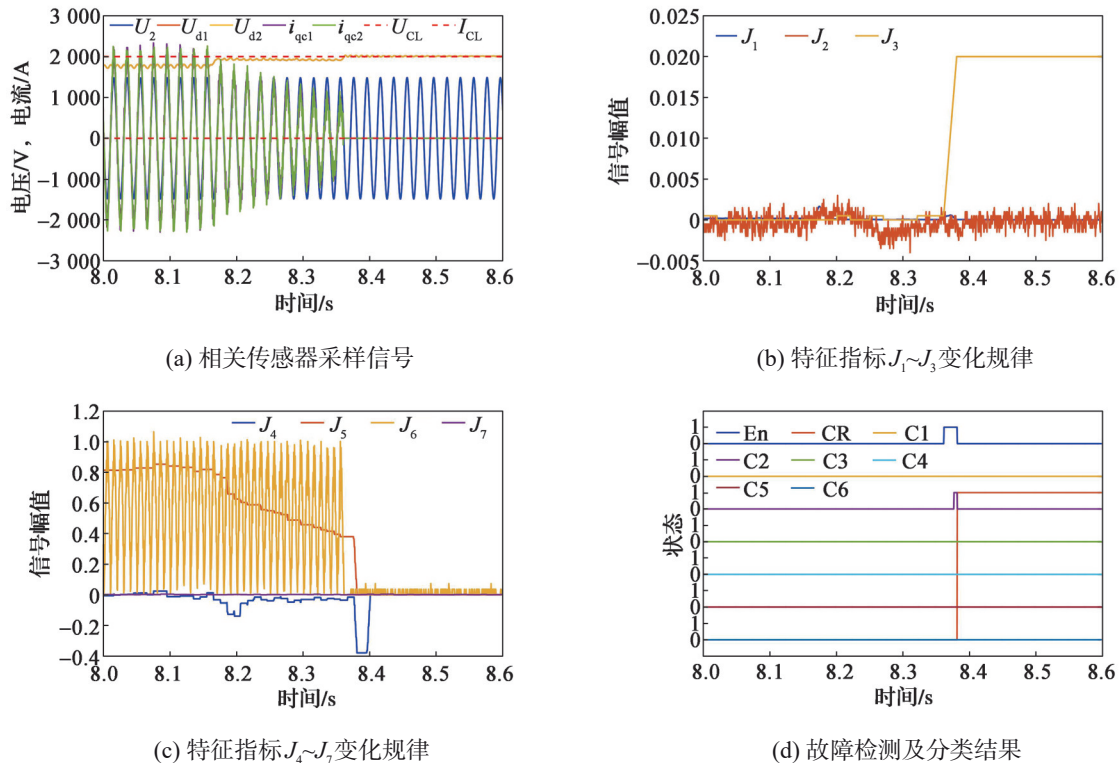


图7 负载突降类(C2)故障诊断结果

Fig. 7 Fault diagnosis results for load dump category (C2)

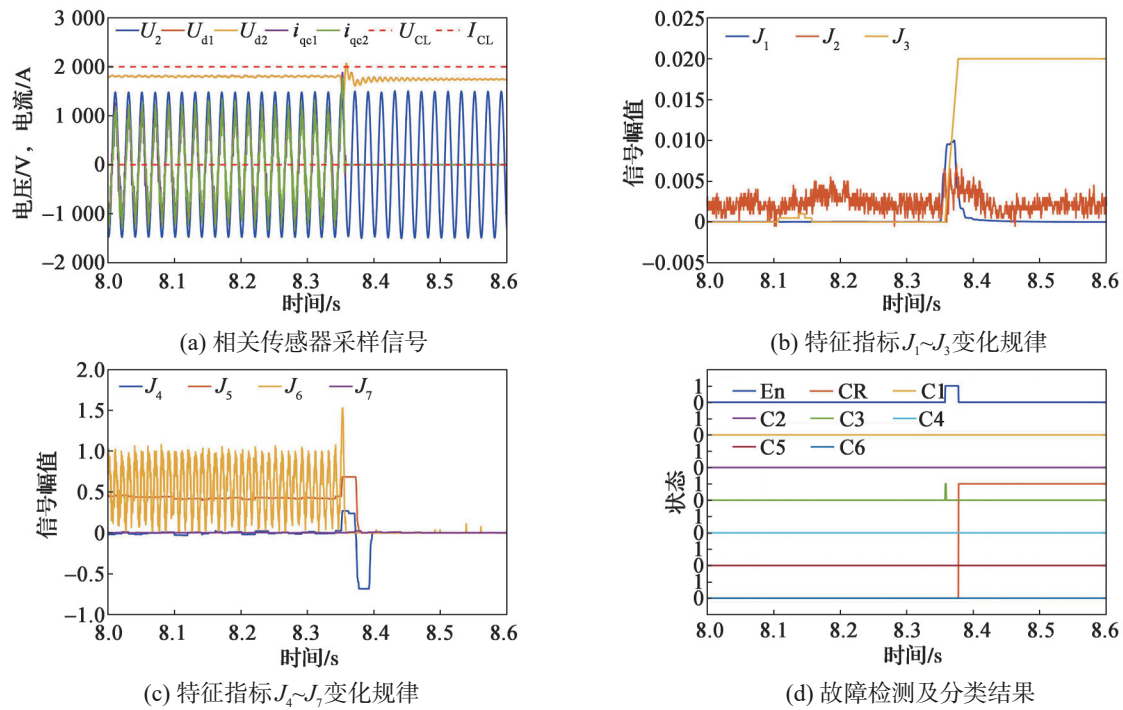


图8 二次谐振回路故障类(C3)故障诊断结果

Fig. 8 Fault diagnosis results for secondary resonant circuit category (C3)

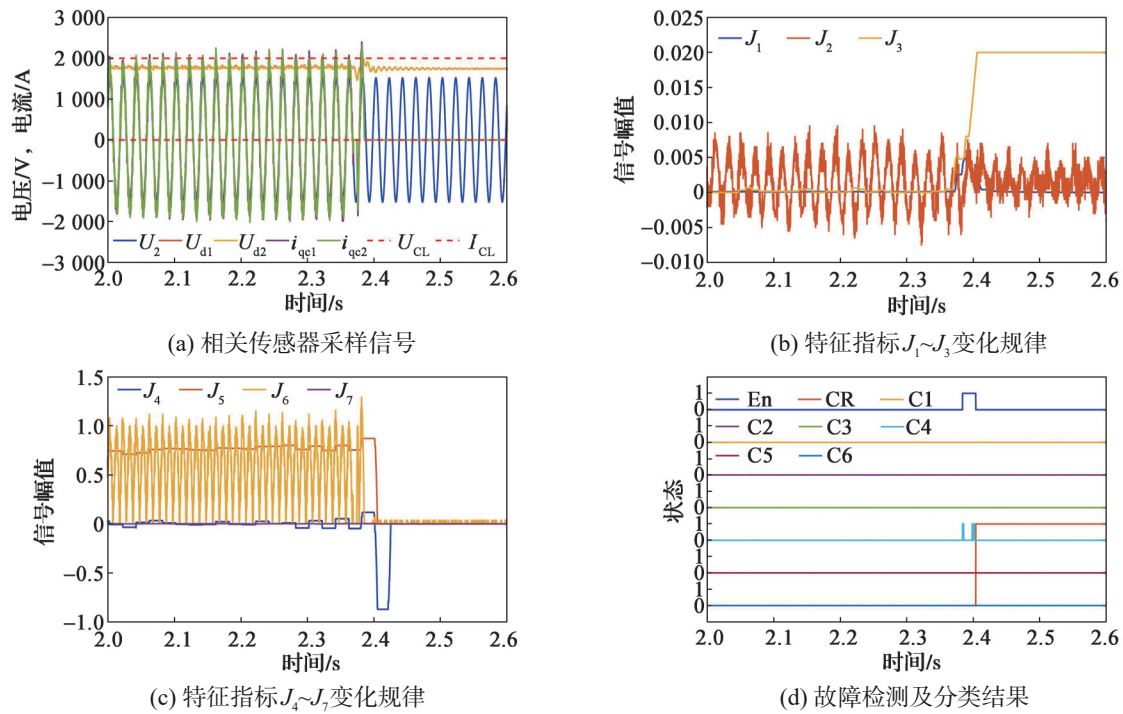
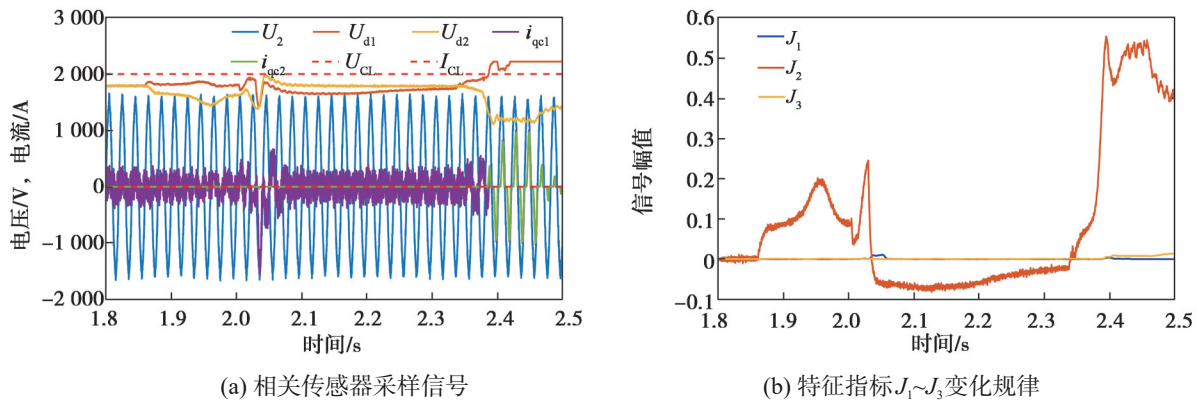


图9 四象限脉冲短时封锁类(C4)故障诊断结果

Fig. 9 Fault diagnosis results for four-quadrant pulse short-time latching category (C4)



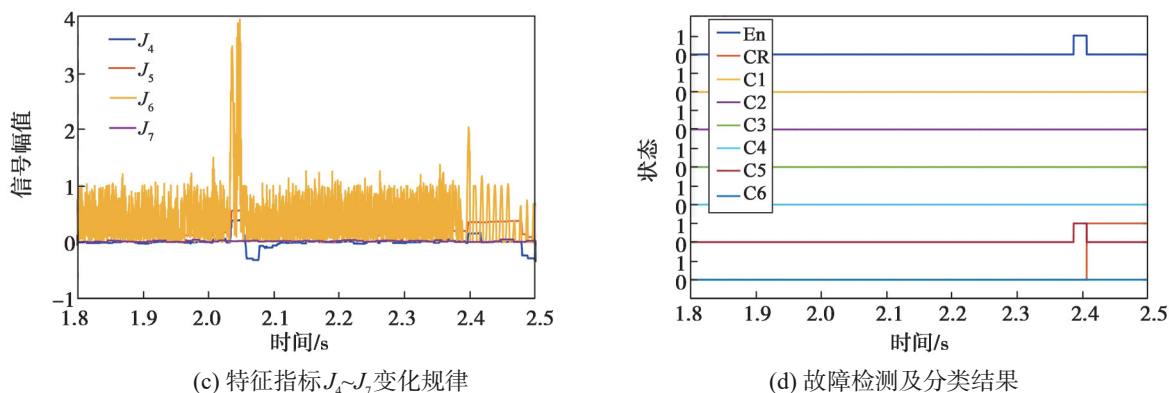


图10 直流电压传感器VH1故障类(C5)故障诊断结果

Fig. 10 Fault diagnosis results for DC voltage sensor VH1 category (C5)

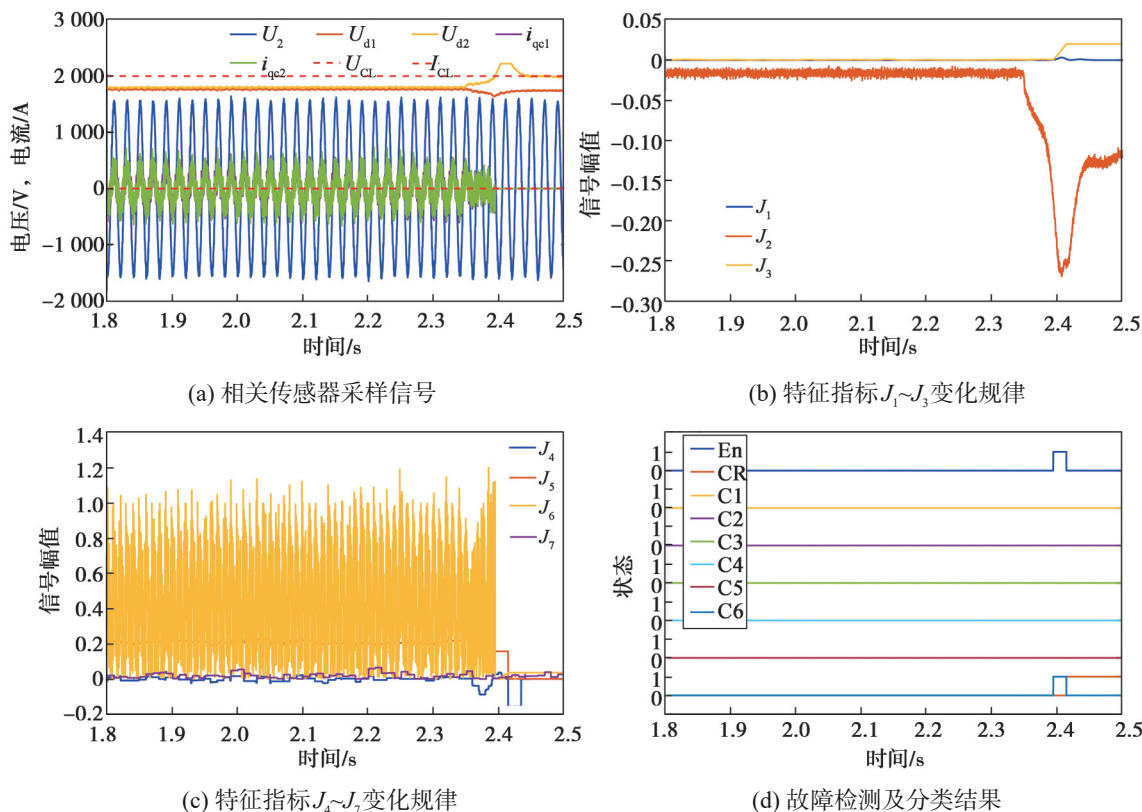


图11 直流电压传感器VH2故障类(C6)故障诊断结果

Fig. 11 Fault diagnosis results for DC voltage sensor VH2 category (C6)

## 4 结束语

本文针对牵引变流器直流过压故障诊断与保护策略的瓶颈问题,提出了一种融合时域特征分析与动态差异化保护的高效在线解决方案。本方法突破了传统诊断模型对离线数据与平稳工况的依赖,为复杂动态系统下的闭环故障处理提供了新范式。具体特点如下:

①该方法是基于时域动态特征的快速诊断方法。该方法通过提取滑动窗口内的非平稳信号统计量(方差、峰值差、变化率等),结合决策树分类模型和典型系统硬件冗余关系,实现了6类典型故障源精准定位且诊断时间在20 ms内。

②该方法实现了差异化保护策略的动态优化机制。该方法基于故障类型动态调整保护动作,在C1(网压异常)、C2(负载突降)、C4(四象限脉冲封锁)等可恢复性故障中,采用脉冲封锁后自愈策略,实现动力单元无须隔离;针对传感器故障(C5/C6),提出冗余信号容错控制方案,保障列车持续运行。该策略在6类故障场景下的平均动力损失率由传统方法的100%降至16.7%,显著提升系统可用性。

③工程适用性与可扩展性强。所提方法基于决策树建模和系统冗余关系,诊断模型可转换成IF...ELSE...规则库,可写成函数嵌入式现有车载TCU软件中,具有计算效率高、资源占用少等特点;同时,该方法可扩展至当前车载其他系统故障(如四象限输

入过流、逆变过流等)诊断,具有良好的可扩展性。

本文所提方法由于基于故障后的周期滑动窗口内的每个计算时刻的特征指标向量的匹配结果采用重心法进行分类决策,诊断周期目前设置为20 ms,若想进一步缩短诊断时间,则需要在诊断准确率与实时性之间进行权衡。后续可考虑通过对各特征指标的时序特征规律建模,采用多维时序特征模式来进一步提升诊断的实时性。

#### 参考文献:

- [1] 郑敏,薛文敏,成杰. CRH1型动车组变流器中间直流环节过电压的故障分析及预防[J]. 铁路计算机应用, 2014, 23(1): 30-32.  
ZHENG Min, XUE Wenmin, CHENG Jie. Analysis and prevention of overvoltage failure on middle direct current section of CRH1 EMU converter[J]. Railway computer application, 2014, 23(1): 30-32.
- [2] 叶青. 机车变流器故障诊断专家系统研究与实现[J]. 中国设备工程, 2019(7): 50-52.  
YE Qing. Research and implementation of locomotive converter fault diagnosis expert system[J]. China plant engineering, 2019(7): 50-52.
- [3] 张全明,邓亚波. 基于神经网络的机车牵引系统故障诊断研究[J]. 控制与信息技术, 2018(3): 74-77.  
ZHANG Quanming, DENG Yabo. Locomotive traction malfunction diagnosing system with neural network[J]. Control and information technology, 2018(3): 74-77.
- [4] 王同辉,张慧源,许为,等. 基于EOVW指数和C&RT决策树的逆变过流故障诊断研究及应用[J]. 控制与信息技术, 2018(1): 81-86.  
WANG Tonghui, ZHANG Huiyuan, XU Wei, et al. Research and application of inverter over-current fault diagnosis based on EOVW index and C&RT decision tree[J]. Control and information technology, 2018(1): 81-86.
- [5] 唐黎哲,李珊,詹彦豪,等. 基于小波分析和深度信念网络的牵引系统故障诊断[J]. 控制与信息技术, 2019(5): 77-81.  
TANG Lizhe, LI Shan, ZHAN Yanhao, et al. Fault diagnosis of the traction system based on wavelet analysis and deep belief network[J]. Control and information technology, 2019(5): 77-81.
- [6] 王建华. 基于递归二分类法的电力机车四象限输入过流故障诊断研究[J]. 机车电传动, 2019(2): 74-79.  
WANG Jianhua. Research on four-quadrant input over-current fault diagnosis of electric locomotive based on recursive 2-classification method[J]. Electric drive for locomotives, 2019(2): 74-79.
- [7] 高永强. “神华号”电力机车关键系统及部件故障诊断专家系统[J]. 控制与信息技术, 2020(3): 97-102.  
GAO Yongqiang. Fault diagnosis expert system for critical systems and components of "Shenhua" electric locomotive [J]. Control and information technology, 2020(3): 97-102.
- [8] 尹儒,门昌骞,王文剑,等. 模型决策树:一种决策树加速算法[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(7): 643-652.  
YIN Ru, MEN Changqian, WANG Wenjian, et al. Model decision tree: an accelerated algorithm of decision tree[J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2018, 31(7): 643-652.
- [9] 陈志文,李学明,徐绍龙,等. 基于特征相关性的牵引系统主回路接地故障诊断[J]. 自动化学报, 2021, 47(7): 1516-1529.  
CHEN Zhiwen, LI Xueming, XU Shaolong, et al. Feature correlation-based ground fault diagnosis method for main circuit of traction system[J]. Acta automatica sinica, 2021, 47(7): 1516-1529.
- [10] 李学明,彭辉,谭永光,等. HXN6型大功率混合动力内燃机车传动控制[J]. 机车电传动, 2017(6): 41-44.  
LI Xueming, PENG Hui, TAN Yongguang, et al. Traction control system of HXN6 high-power hybrid diesel locomotive[J]. Electric drive for locomotives, 2017(6): 41-44.
- [11] 朱广. HXD1C型电力机车高次谐波问题的研究[D]. 成都:西南交通大学, 2016.  
ZHU Guang. Study of the harmonic of HXD1C type electric locomotive[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
- [12] DING Huazhao, FAN Lingling, MIAO Zhixin. High-frequency oscillations in grid-connected voltage-sourced converters[C]//IEEE. 2022 North American Power Symposium (NAPS). Salt Lake City: IEEE, 2022: 1-5.
- [13] 周毅,胡海涛,杨孝伟,等. 电气化铁路车网耦合系统低频振荡分析[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(增刊1): 72-80.  
ZHOU Yi, HU Haitao, YANG Xiaowei, et al. Analysis of low-frequency oscillation in train-traction network coupling system of electrified railway[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(Suppl 1): 72-80.
- [14] YANG Qiqi, LYU Xiaoqin, ZHU Wenwen. Low-frequency oscillation analysis of railway train-network system considering the two feeding sections of the traction substation based on harmonic state-space modeling[C]//IEEE. 2024 IEEE 10th International Power Electronics and Motion Control Conference (IPEMC2024-ECCE Asia). Chengdu: IEEE, 2024: 323-328.
- [15] 张国栋. 高速铁路接触网网压波动的研究及应对措施[J]. 电气化铁道, 2017(2): 25-29.  
ZHANG Guodong. Study on fluctuation of network voltage of overhead contact system for high speed railway and its countermeasures[J]. Electric railway, 2017(2): 25-29.
- [16] LIU Yifeng, MA Fujun, WANG Xin, et al. Voltage fluctuation and comprehensive control of multilevel power conditioner for railway traction system[C]//IEEE. 2018 IEEE International Power Electronics and Application Conference and Exposition (PEAC). Shenzhen: IEEE, 2018: 1-6.
- [17] 张立伟,喻励志,张征方. 高寒动车组再粘着快速平稳恢

- 复方法[J]. 机车电传动, 2018(5): 24-28.
- ZHANG Liwei, YU Lizhi, ZHANG Zhengfang. Rapid and stable recovery method in re-adhesion for high-cold EMUs [J]. Electric drive for locomotives, 2018(5): 24-28.
- [18] ISHRAT T, LEDWICH G, VILATHGAMUWA M, et al. Wheel slip control based on traction force estimation of electric locomotives[C]//IEEE. 2016 Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC). Brisbane: IEEE, 2016: 1-6.
- [19] 苟斌. 电力牵引变流器故障诊断与容错控制技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2016.
- GOU Bin. Fault diagnosis and fault-tolerant control technology of railway electrical traction converter[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016.
- [20] OETTMEIER M, BARTELT R, HEISING C, et al. LQ-optimized multivariable control for a single-phase 50-kW, 16.7-Hz railway traction line-side converter[C]//IEEE. 2009 13th European Conference on Power Electronics and Applications. Barcelona: IEEE, 2009: 1-10.
- [21] 路景阳. HXD1 型机车主变流器模块驱动板接线故障原因分析及措施[J]. 铁道机车车辆, 2018, 38(5): 85-88.
- LU Jingyang. Analysis and countermeasures of wiring failure of HXD1 locomotive main converter module driver board[J]. Railway locomotive & car, 2018, 38(5): 85-88.
- [22] 李学明, 成正林, 彭辉, 等. 基于对象特性模型的机车牵引系统中间电压传感器故障诊断[J]. 电力机车与城轨车辆, 2020, 43(5): 30-34.
- LI Xueming, CHENG Zhenglin, PENG Hui, et al. DC-link voltage sensor fault diagnosis based on object characteristic model for locomotive traction system[J]. Electric locomotives & mass transit vehicles, 2020, 43(5): 30-34.

## Real-time diagnosis and differentiated protection strategy for DC overvoltage faults in traction converters

ZHANG Wenyao<sup>1</sup>, WANG Zhong<sup>2</sup>, LI Xueming<sup>3</sup>, CHENG Zhenglin<sup>3</sup>, CHEN Zhibo<sup>3</sup>, HE Qin<sup>3</sup>, ZHUANG Hengting<sup>4</sup>

(1. China Railway Nanchang Group Co., Ltd., Nanchang, Jiangxi 330002, China; 2. Locomotive Maintenance Branch Company, CHN ENERGY Xingshuo Railway, Erdos, Inner Mongolia 017010, China; 3. CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China; 4. China Railway Lanzhou Group Co., Ltd., Lanzhou, Gansu 730000, China)

**Abstract:** To address the limitations of current single-mode protection actions and the challenges in fault source localization in DC overvoltage fault diagnosis for traction converters, this paper proposes an optimization approach for real-time diagnosis and protection strategy, which integrates time-domain feature analysis with time-series pattern recognition. By analyzing the time-domain features of six typical faults, including grid voltage fluctuations and sensor failures, key feature indicators, such as variance, peak-value difference, and variation rate, were extracted to construct a fault diagnosis model based on a decision tree classifier. The subsequent integration of offline modeling with online computation enabled real-time and precise localization of fault sources. Furthermore, the protection strategy was dynamically adjusted according to diagnostic results to minimize power loss. Data from field applications demonstrated that the proposed method accurately diagnosed faults in six categories, while the optimized protection strategy reduced the power unit isolation rate by 83%. Compared to traditional threshold-based detection methods, this approach significantly enhances the real-time performance and availability of fault diagnosis, providing insights for the intelligent operation and maintenance of traction converters.

**Keywords:** traction converter; DC overvoltage; real-time diagnosis; decision tree; time-domain features; differentiated protection; fault diagnosis; EMU