

本文全文线上首发由
上海电器科学研究所
(集团)有限公司
支持

李学明,徐绍龙,倪大成,黄庆,
欧阳泽华.
基于时序特征模式识别的牵引电机
过流实时诊断.
电机与控制应用,2021,48(10):77.

连接工业资产，打通边缘层/平台层/应用层，
打造电机领域全生命周期的工业互联网产品

www.yunmotor.com

MOTOR

生命周期一站式管理

上电科电机工业互联网云平台



上海电器科学研究所(集团)有限公司
上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司

云平台技术支持: 18918675776 业务垂询: 18801608667
固定电话: 021- 52669993 地址: 上海市普陀区武宁路505号9号楼



关注
微信
扫一扫
我们

基于时序特征模式识别的牵引电机过流实时诊断^{*}

李学明¹, 徐绍龙¹, 倪大成¹, 黄庆¹, 欧阳泽华²

(1. 中车株洲电力机车研究所有限公司,湖南 株洲 412001;
2. 三一重工股份有限公司,湖南 长沙 430100)

摘要:针对牵引传动系统电机过流的实时诊断与精确故障溯源问题,提出了一种基于故障时序特征模式识别的实时诊断方法。首先对导致牵引电机过流的常见故障源进行分析,接着通过总结与工况强关联的事件时序变化规律,离线设计出电机过流故障时序特征模式诊断规则库,然后在线实时采集相关的传感器信号以及系统工况信息,计算相关特征量和事件标志,并与离线设计好的工况事件时序特征模式诊断规则库中各模式及诊断规则进行实时匹配,从而实现牵引电机过流故障的实时诊断与精确溯源。最后,基于现场故障案例数据进行测试,验证了所提方法的有效性。

关键词:牵引电机;时序特征;模式识别;实时诊断;工况事件;电机过流

中图分类号: TM 922.71 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2021)10-0077-07

doi: 10.12177/emca.2021.098

Real-Time Diagnosis of Traction Motor Over-Current Based on Time-Series Feature Pattern Recognition^{*}

LI Xueming¹, XU Shaolong¹, NI Dacheng¹, HUANG Qing¹, OUYANG Zehua²

(1. CRRC Zhuzhou Electric Locomotive Research Institute, Zhuzhou 412001, China;
2. SANY Heavy Industry Co., Ltd., Changsha 430100, China)

Abstract: Aiming at the real-time diagnosis and accurate fault tracing of motor over-current in traction drive system, a real-time diagnosis method based on fault time-series feature pattern recognition is proposed. Firstly, the common fault sources leading to over-current of traction motor are analyzed. Then, by summarizing the change law of event time-series strongly related to working conditions, the diagnosis rule base of motor over-current fault time-series feature pattern is designed off-line. Then, the relevant sensor signals and system working condition information are collected online in real time, the relevant feature quantities and event flags are calculated, and the patterns and diagnostic rules in the off-line designed diagnosis rule base are matched in real time, so as to realize the real-time diagnosis and accurate tracing of traction motor over-current fault. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by field fault cases testing.

Key words: traction motor; time-series feature; pattern recognition; real-time diagnosis; working conditions and events; motor over-current

0 引言

在机车、动车组运行过程中,任何微小或潜在的故障和隐患若不能被及时诊断和有效处理,都

有可能引发连锁反应造成事故,甚至酿成灾难性后果^[1]。牵引传动系统是列车的关键核心系统,由于腐蚀、高/低温、高湿以及供电浪涌、静电等恶劣运行环境,其部件极易发生故障,且一般不能通

收稿日期: 2021-07-29; 收到修改稿日期: 2021-09-05

*基金项目: 国家自然科学基金项目(62173349)

作者简介: 李学明(1985—),男,高级工程师,研究方向为牵引传动系统控制、故障诊断与预测。

过定期维修的方式来消除。如果列车在运行途中发生了故障,控制系统最好能在线实时精准定位出故障源,以便及时排除故障或执行适当的隔离保护策略。如未能及时诊断出故障原因并排除故障,将会造成行车事故,延误列车的正常运行,影响整个线路及至全路的运输秩序。因此,展开牵引传动系统故障诊断和预测的研究,对于提高列车的运行可靠性有着极其重要的意义^[2-3]。

目前列车牵引传动系统的故障诊断仍主要采用基于采集传感器信号的简单超阈值报警的故障现象检测方法,如牵引传动系统网侧过压/过流、四象限输入过流、牵引电机过流、中间直流电压过高/过低等^[4]。此类检测方法属于异常表征的检测,无法诊断出发生此类异常表征的真实故障原因,实现有效的故障溯源,一般需要临时停车由乘务员或维护人员进行人工排查。牵引电机过流是牵引传动系统最常见的现场故障之一,许多学者和工程技术人员对引起牵引电机过流的原因及其故障诊断方法进行了研究。文献[5]分析了现场出现的电机过流可能原因并提出了改进的应急处置措施。文献[6]针对 HXD1C 型机车电机过流原因进行了详细分析并提出了现场故障排查方法。文献[7]提出了一种基于径向基函数神经网络模型的牵引传动系统故障诊断方法,并以电机过流故障为例,详细介绍了其建模过程并应用于“神华号”电力机车专家诊断系统,验证了方法的有效性。文献[8]针对牵引电机过流故障的分类识别问题,提出了一种结合 EOVW 指数和 C&RT 决策树的系统诊断方案,并用 HXD1C 型电力机车现场故障数据验证了所提方案的良好诊断效果。

以上文献中所提方法均为离线诊断方法^[5-7],无法满足客户十分关心的列车途中故障的自动化应急处置需求。此外,牵引传动系统大多数情况下均处于闭环运行状态,当出现牵引电机过流之类故障时将导致系统控制发散或产生保护动作,系统将经历多个工况变化,其传感器采集信号为典型非平稳过程。为实现此类故障的实时诊断,需研究新的适用于非平稳过程诊断且易于工程化的实时诊断方法。为此,本文结合牵引传动系统运行机理和工程应用经验,针对牵引电机过流故障,提出了一种基于故障时序特征模式识

别的新的实时诊断方法,实现导致牵引电机过流的各类故障模式的精确溯源。

1 列车牵引传动系统原理及牵引电机过流故障

机车和动车组典型牵引传动系统主回路原理^[9]如图 1 所示。系统主要由牵引变压器、牵引变流器(包括充电回路、四象限脉冲整流器、中间直流环节、逆变器等)和牵引电机三大部分组成。单相 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进入车体,由牵引变压器降压后通过次边绕组向变流电路提供多路单相交流电。交流电在四象限脉冲整流器的作用下变换为直流电,经中间直流环节滤波后,利用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,从而驱动列车以期望的速度运行。其中,传动控制单元(TCU)^[10]为牵引传动系统控制装置,主要实现牵引传动系统控制、诊断、保护、通信等功能。它通过实时采集中间电压传感器 VH1、牵引电机电流传感器 LH2 和 LH3 以及牵引电机速度传感器 SP 等信号,实现司机给定牵引力或速度的闭环控制。同时,TCU 具备牵引电机过流检测与保护功能。当 TCU 采集到牵引电机电流传感器 LH2 或 LH3 信号超过设定阈值时,将报出“逆变器输出过流”故障并封锁故障轴所在的逆变器脉冲,避免故障扩大。

导致牵引电机过流故障的原因很多,常见的故障源有速度传感器信号故障、逆变器 IGBT 模块故障、逆变器 IGBT 模块输出脉冲丢失、牵引电机故障、牵引电机电流传感器故障、中间电压传感器故障等。下面即基于出现电机过流后系统的不同工况事件时序特征,来研究其实时诊断与故障溯源算法。

2 基于时序特征模式识别的实时诊断算法

2.1 时序特征模式定义

列车牵引传动系统为典型的非线性混杂动态系统,其内部存在多个运行工况,不同运行工况下系统行为和相应的故障模式也不尽相同。当系统出现故障时,由于系统的控制和保护作用,内部往

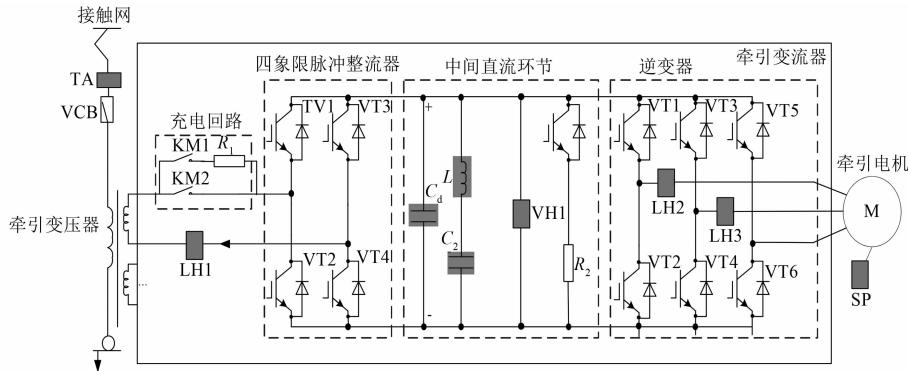


图 1 牵引传动系统典型主电路原理图

往存在多个工况间的复杂切换。在此,本文引入工况事件时序特征模式概念,基于故障发生后系统内部相关变量的一系列变化规律来进行故障建模,以实现故障的实时精确溯源。

假设系统可能经历的工况集合 S_w 为 $S_w = \{W_i, i=1, \dots, N_w\}$, 其中 N_w 为工况的数目。发生故障后不同工况下可能的事件集合 S_e 记为 $S_e = \{E_j, j=1, \dots, N_e\}$, 其中 N_e 为所有可能的事件的最大数目。这里,事件是指基于系统采集的传感器信号、开关量以及内部控制状态量等计算的特征量发生的相关变化,如传感器采样值超限、接触器动作等。基于工况事件的故障时序特征模式可定义为如下形式:

$C_x : [W_{i1} : E_{j1} \rightarrow W_{i2} : E_{j2} \rightarrow \dots \rightarrow W_{iL} : E_{jL}] \quad (1)$

其中: $W_{i1}, \dots, W_{iL} \in S_w$ 为某故障 C_x 出现后可能经历的工况; $E_{j1}, \dots, E_{jL} \subset S_e$ 为与经历的各工况对应的事件集合; L 为经历的工况数目,在此称为时序特征长度;“ \rightarrow ”为工况转换符号。

定义具有式(1)形式的能区分出故障类型 C_x 的一系列工况事件变化过程为故障的工况事件时序特征模式。基于此定义,可将系统的故障诊断问题转化成故障的时序特征模式识别问题。

2.2 相关工况事件分析

牵引传动系统运行过程中主要经历的工况总结如表 1 所示。如前所述,系统出现电机过流时将封锁逆变器脉冲,因此逆变器正常运行时系统处于工况 W_5 , 出现牵引电机过流故障时,由于 TCU 执行保护动作,系统将切换至工况 W_4 , 与电机过流故障强相关的工况为 W_4 和 W_5 。

基于系统运行机理和工程应用经验,电机过

流故障可通过分析传感器 $VH1$ 、 $LH2$ 、 $LH3$ 、 SP 采样信号、相关的统计特征量以及其与工况强关联的控制、状态量等来进行具体故障溯源。基于上述相关数据计算出与各类电机过流故障强相关的特征量并设置合理的阈值参数来得到工况事件集,从而实现实时诊断算法开发。选择的与电机过流常见故障源强相关的特征量示例如表 2 所示。

表 1 牵引传动系统运行工况说明

工况	工况说明
W_1	充电前期工况, 主断路器闭合后至充电接触器 $KM1$ 闭合前, 此工况为暂态工况, 用来接通高压电源
W_2	预充电工况, 充电接触器 $KM1$ 闭合后至短接接触器 $KM2$ 闭合前。此工况为暂态工况, 主要是减小闭合短接接触器 $KM2$ 时的冲击电流
W_3	短接工况, 短接接触器 $KM2$ 闭合且四象限脉冲整流器、逆变器均未运行。此工况为暂态工况, 一般启机或故障重投时会经历此工况
W_4	四象限脉冲整流器运行工况, 短接接触器 $KM2$ 闭合、四象限脉冲整流器运行且逆变器未运行。一般启机、惰行或故障重投时会经历此工况
W_5	逆变器运行工况, 短接接触器 $KM2$ 闭合、四象限脉冲整流器和逆变器均运行。此工况为稳定工况, 列车正常牵引运行时均处于此工况

表 2 中主要特征量定义说明如下:

$$E_x(k) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} x(k-i+1) \quad (2)$$

$$D_x(k) = \frac{1}{N_s - 1} \sum_{i=1}^{N_s} [x(k-i+1) - E_x(k)]^2 \quad (3)$$

$$\text{Min}C(k) = \min[x(k), x(k-1), \dots, x(k-N_s+1)] \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{MaxC}(k) &= \\ \max[x(k), x(k-1), \dots, x(k-N_s + 1)] & (5) \\ \text{AmpC}(k) &= \max[|\text{MaxC}(k)|, |\text{MinC}(k)|] \\ & (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{TG}(k) &= T_s \cdot \text{count} \sum_{j=1}^{N_s} x(k-j+1), \\ j \in \{1, \dots, N_s\}, |x(k-j+1)| > h & (7) \end{aligned}$$

$$\text{Rt-NSC}(k) = \frac{\text{AmpC}_{\text{NSC}}(k)}{\text{AmpC}_{\text{PSC}}(k)} \quad (8)$$

式中: N_s 为周期采样数据个数, $N_s = T_c/T_s$, T_c 为数据计算周期, T_s 为数据采样周期; k 为系统运行时刻; h 为设定的阈值参数; AmpC_{NSC} 和 AmpC_{PSC} 分别为基于电机电流计算出来的正序电流和负序电流幅值。

表 2 与各传感器信号相关的特征量

传感器特征量	相关传感器	符号
归一化瞬时值	VH1, LH2, LH3, SP	$U_{dn}, I_{an}, I_{bn}, V_n$
方差	VH1, SP	$D_x - U_d, D_x - V$
周期最小值	VH1	$\text{MinC}-U_d$
周期峰值	LH2, LH3	$\text{AmpC}-I_a, \text{AmpC}-I_b$
大数值持续时间	LH2, LH3	$\text{TG}-I_a, \text{TG}-I_b$
负序电流占比	LH2, LH3	Rt-NSC

基于表 2 所述特征量, 分析可得出可诊断不同电机过流故障类型的相关事件。部分事件示例如表 3 所示。电机过流故障的主要故障源类型如表 4 所示。

表 3 电机过流故障相关事件集部分示例

事件代号	事件定义
E_1	$\text{MinC}-U_d$ 大于设定阈值
E_2	$\text{MinC}-U_d$ 小于设定阈值
E_3	$D_x - U_d$ 大于设定阈值
E_4	$\text{TG}-I_a$ 大于设定阈值
E_5	$\text{TG}-I_b$ 大于设定阈值
E_6	$\text{AmpC}-I_a$ 和 $\text{AmpC}-I_b$ 差值大于设定阈值
E_7	I_{an} 小于设定阈值
E_8	I_{bn} 小于设定阈值
E_9	$D_x - V$ 大于设定阈值
E_{10}	$D_x - V$ 小于设定阈值
E_{11}	V_n 大于设定阈值
E_{12}	V_n 小于设定阈值
E_{13}	I_{an} 绝对值大于设定阈值
E_{14}	I_{bn} 绝对值大于设定阈值

表 4 电机过流故障相关故障源类型

故障源类型	类型说明
C_1	速度传感器信号故障
C_2	牵引电机电流传感器故障
C_3	中间电压传感器故障
C_4	逆变器 IGBT 模块故障
C_5	逆变器 IGBT 模块输出脉冲丢失
C_6	牵引电机故障

2.3 时序特征模式分析

完成各类故障源以及相关工况事件分析后, 可分析设计各类故障源相关的时序特征模式。下面以导致电机过流的最常见故障源——速度传感器信号故障^[11]为例——分析时序特征模式。

实际运行中速度传感器信号故障主要表现为速度信号干扰、丢失或突变, 此类变化通常会体现在采样的速度传感器 SP 信号的变化。然而列车因故障导致牵引力突然卸载或逆变器 IGBT 脉冲封锁, 或因轨面接触不良导致空转或滑行等, 也可能引起速度信号的变化。因此, 下面基于上述工况事件来分析相关时序特征模式, 以实现更精确的故障定位。根据现场故障案例统计分析, 速度信号故障导致的电机过流的部分时序特征模式如表 5 所示。

表 5 电机过流故障相关时序特征模式示例

模式代号	故障类型	工况事件时序特征模式
M01		$C_1 : [W_5 : \{E_1, E_{10}, E_{11}, E_{14}\} \rightarrow W_4 : \{E_1, E_{12}\}]$
M02	C_1	$C_1 : [W_5 : \{E_1, E_{10}, E_{12}, E_{13}\} \rightarrow W_4 : \{E_1, E_{11}\}]$
M03		$C_1 : [W_5 : \{E_1, E_9, E_{13}\}]$

表 5 中, M01~M03 为时序特征模式代号, C_1 表示故障类型(速度传感器信号故障), W_4 和 W_5 为工况, $\{E_1, E_{10}, E_{11}, E_{14}\}$ 、 $\{E_1, E_{10}, E_{12}, E_{13}\}$ 、 $\{E_1, E_{12}\}$ 、 $\{E_1, E_{11}\}$ 和 $\{E_1, E_9, E_{13}\}$ 为相关的事情集。

2.4 诊断算法实现

本文所提基于时序特征模式识别的实时故障诊断算法原理框图所图 2 所示。整个算法分成离线设计与在线实现两个阶段。离线设计阶段, 基于系统原理参数及历史数据, 结合列车牵引传动

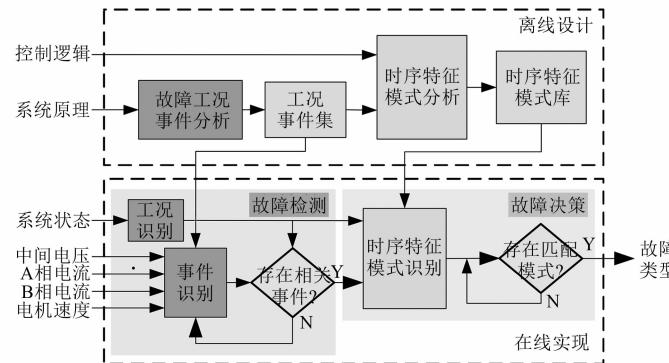


图 2 基于时序特征模式识别的牵引电机过流实时诊断算法原理框图

系统相关控制逻辑,对故障相关的时序特征模式进行分析,并建立故障的时序特征模式库。在线实现阶段分为故障检测单元和故障决策单元两大功能模块。系统实时采集与电机过流有关的传感器信号以及牵引传动系统状态,结合工况事件集中各事件定义,计算各事件是否成立;若成立,则进入故障决策流程;反之,则继续进行监测。故障决策单元基于故障检测单元输出的事件信息以及工况识别模块输出的工况信息,实时与时序特征模式库中的各个模式进行匹配,若存在匹配模式,则输出相应的故障类型;否则更新事件和工况信息,继续进行监测。

3 现场数据验证

基于某型机车现场运用中出现的典型速度传感器信号故障导致牵引电机过流的故障案例数据(其异常模式为表 5 中的 M01~M03),对本文提出的诊断算法进行验证。测试结果如图 3~图 5 所示。

图 3 和图 4 分别为模式代号为 M01 和 M02 时的故障案例测试结果。由图 3(a)和图 4(a)可知,LH2、LH3 传感器采样信号 i_a 、 i_b 出现明显异常,呈单肩或双肩形态且逐渐发散,最后大于过流保护阈值,TCU 控制逆变脉冲封锁, i_a 、 i_b 均降至 0。故障后,速度传感器 SP 采样信号 V 方向发生变化,其中,故障模式为 M01 时速度从正值跳变至等幅值的负值,而故障模式为 M02 时其速度从负值跳变至等幅值的正值,整个故障前后中间电压传感器 VH1 采样信号 U_d 变化不明显。诊断算法计算的整个故障过程工况及相关事件变化规律

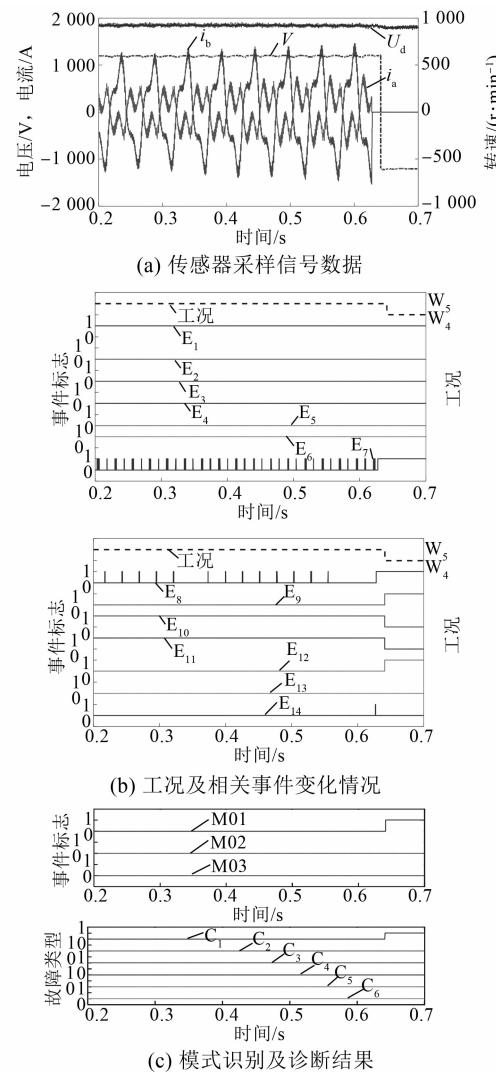
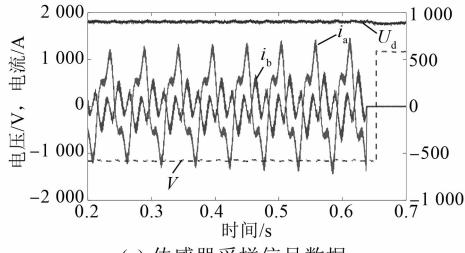


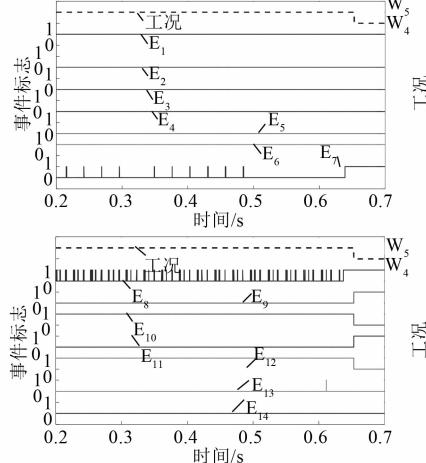
图 3 现场故障案例测试 (M01)

分别如图 3(b)和图 4(b)所示,两个案例中牵引传动系统均在约 0.65 s 时刻发生了工况切换,从工况 W_5 切换至工况 W_4 。图 3(b)和图 4(b)中系

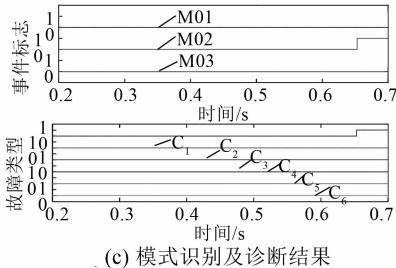
统工况和事件标志变化规律满足表 5 所示时序特征模式库中的 M01 ($C_1: [W_5: \{E_1, E_{10}, E_{11}, E_{14}\} \rightarrow W_4: \{E_1, E_{12}\}]$) 和 M02 ($C_1: [W_5: \{E_1, E_{10}, E_{12}, E_{13}\} \rightarrow W_4: \{E_1, E_{11}\}]$)。从图 3(c) 和图 4(c) 中的模式标志可知, 系统精确识别到相关真实模式[图 3(c) 中的 M01 和图 4(c) 中的 M02 从 0 变为 1], 诊断出故障类型为 C_1 (速度传感器信号故障), 与实际情况相符。



(a) 传感器采样信号数据



(b) 工况及相关事件变化情况



(c) 模式识别及诊断结果

图 4 现场故障案例测试(M02)

模式代号为 M03 的速度传感器故障案例测试结果如图 5 所示。由图 5(a) 可知, 故障前提是系统处于 W_5 工况, 在约 0.6 s 时速度 V 出现异常波动, 快速下降至 0, 相应地, i_a 、 i_b 快速发散至超过阈值电流, 脉冲封锁后降至 0, 系统切换至 W_4 工况。由图 5(b) 可以看出, 在 W_5 工况过程中,

E_1, E_9, E_{13} 出现同时为 1 的情况, 满足 $M03: W_5: \{E_1, E_9, E_{13}\}$ 模式条件, 系统正确识别出模式 M03, 诊断出故障类型为 C_1 [见图 5(c)], 与实际情况相吻合。

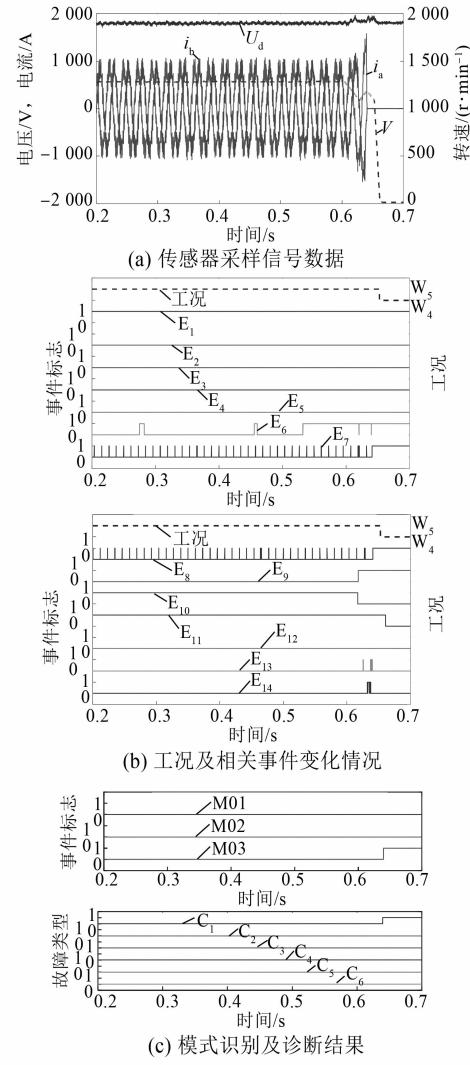


图 5 现场故障案例测试(M03)

4 结语

牵引传动系统内各种故障表征与其潜在原因耦合关系复杂。本文针对牵引电机过流诊断问题, 结合工程应用经验和系统机理, 提出了一种基于时序特征模式识别的系统异常表征实时故障诊断方法, 并通过现场故障案例数据对算法的有效性进行了验证。该方法在不增加硬件资源的前提下可实现各类故障源的精确溯源。所提方法具有物理意义清晰、结构简单、易于工程实现等优点,

具有良好的推广应用价值。

基于现场故障案例库的持续积累和对牵引传动系统各类故障机理认识的不断加深,后续将研究完善相关事件时序特征识别方法并将此方法拓展至牵引传动系统级其他异常表征(如网侧过流、次边短路、四象限输入过流、中间直流电压过高等)的精确故障溯源,以实现列车故障应急处置的自动化和智能化,减少故障停机处置时间,有效提升列车运行安全性和可用性。

【参考文献】

- [1] 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): 3.
- [2] LI X, XU J, CHEN Z, et al. Real-time fault diagnosis of pulse rectifier in traction system based on structural model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, doi: 10.1109/TITS.2020.3033318.
- [3] 陈志文,李学明,徐绍龙,等.基于特征相关性的牵引传动系统主回路接地故障诊断[J].自动化学报,2021,47(7): 1516.

(上接第 40 页)

- [3] 王琛琛,齐龙,苟立峰,等.基于无速度传感器的异步电机并联加权矢量控制[J].电工技术学报,2015,30(10): 131.
- [4] XU F, SHI L, LI Y. The weighted vector control of speed-irrelevant dual induction motors fed by the single inverter [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2013, 28(12): 5665.
- [5] 徐飞,史黎明,李耀华.单变频器驱动速度耦合两并联异步电机控制策略[J].中国电机工程学报,2013,33(15): 92.
- [6] 万衡,吴韬,徐婧玥,等.基于直接转矩控制的单逆变器多机驱动系统[J].电机与控制应用,2011,38(10): 36.
- [7] 马秀娟,孙洋,张华强,等.基于 DTC-SVM 的多电

(上接第 76 页)

- [13] 王凯,孙海阳,张露锋,等.永磁同步电机转子磁极优化技术综述[J].中国电机工程学报,2017,37(24): 7304.
- [14] 陈益广,韩柏然,沈勇环,等.永磁同步推进电机电磁振动分析[J].电工技术学报,2017,32(23): 16.

- [4] 郭晓鹏.交流电力机车牵引传动系统的保护分析和总结[D].成都:西南交通大学,2013.
- [5] 程国永.对一起牵引电动机过流的分析与探讨[J].铁道机车车辆,2008,28(5): 59.
- [6] 罗铁军,徐培刚,丁培义,等.HX_D1C型电力机车电机过流故障分析[J].机车电传动,2014(6): 104.
- [7] 张全明,邓亚波.基于神经网络的机车牵引传动系统故障诊断研究[J].控制与信息技术,2018(3): 74.
- [8] 王同辉,张慧源,许为,等.基于 EOVW 指数和 C&RT 决策树的电机过流故障诊断研究及应用[J].控制与信息技术,2018(1): 81.
- [9] XU S, LI X, CHEN Z. Real-time diagnosis of sensor fault for traction drive system [C] // 2020 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2020.
- [10] 李学明,彭辉,谭永光,等.HX_N6 大功率混合动力内燃机车传动控制系统[J].机车电传动,2017(6): 41.
- [11] 罗铁军,彭军华,彭江山.HX_D1C型电力机车速度信号故障分析[J].机车电传动,2014(4): 57.

机并联驱动系统[J].电机与控制应用,2014,41(6): 5.

- [8] 王壮,王英,徐诗孟.单逆变器驱动高速列车并联牵引电机控制策略[J].电气自动化,2019,41(5): 4.
- [9] 李会子,郭其一.地铁列车最优黏着控制研究[J].铁道机车车辆,2019,39(5): 117.
- [10] 高翔,郭晓燕.考虑轮轨作用的地铁车辆电机负载模型研究[J].铁道机车车辆,2013,33(3): 68.
- [11] 林文立.地铁动车牵引传动系统分析、建模及优化[D].北京:北京交通大学,2010.
- [12] 张华强,王新生,魏鹏飞,等.基于空间矢量调制的直接转矩控制算法研究[J].电机与控制学报,2012,16(6): 13.

- [15] MA C, ZUO S. Black-box method of identification and diagnosis of abnormal noise sources of permanent magnet synchronous machines for electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(10): 5538.