

基于故障传播与因果关系的故障溯源方法及其在牵引传动控制系统中的应用

尹进田^{1,2} 谢永芳¹ 陈志文¹ 彭涛¹ 杨超¹

摘 要 针对故障溯源问题, 提出一种基于故障传播与因果关系的故障溯源方法. 该方法首先建立体现时空特性的系统故障传播模型; 其次利用 Granger 因果关系技术判定不同观测点信号间的因果关系, 确定适合提取信号故障特征用于故障诊断的观测点; 然后提取系统运行时这些观测点故障特征和故障传播时间; 最后同故障传播模型中对应观测点的时空特性相匹配, 从而确定故障类型与位置, 实现故障溯源. 所提方法在高速列车牵引传动控制系统半实物仿真平台上进行了实验验证, 结果表明该方法可行有效.

关键词 牵引传动控制系统, 故障传播模型, 故障溯源, 时空特性, Granger 因果关系

引用格式 尹进田, 谢永芳, 陈志文, 彭涛, 杨超. 基于故障传播与因果关系的故障溯源方法及其在牵引传动控制系统中的应用. 自动化学报, 2020, 46(1): 47–57

DOI 10.16383/j.aas.c190257

Fault Tracing Method Based on Fault Propagation and Causality With Its Application to the Traction Drive Control System

YIN Jin-Tian^{1,2} XIE Yong-Fang¹ CHEN Zhi-Wen¹ PENG Tao¹ YANG Chao¹

Abstract To solve the problem of fault tracing, a fault tracing method based on fault propagation and causality is proposed in this paper. Firstly, the fault propagation model of the system, which reflects spatiotemporal characteristics, is established. Secondly, the Granger causality technique is used to determine the causality between signals of different observation points, and to determine the observation points suitable for extracting fault features for fault diagnosis. Thirdly, the fault features and fault propagation time of these observation points are extracted, and then compared with the spatiotemporal characteristics of the corresponding observation points in the fault propagation model to determine the fault type and location. The proposed method is verified by the semi-physical simulation platform of the traction drive control system of high-speed train, and the feasibility and efficacy of this method is verified.

Key words Traction drive control system, fault propagation model, fault tracing, spatiotemporal characteristics, Granger causality

Citation Yin Jin-Tian, Xie Yong-Fang, Chen Zhi-Wen, Peng Tao, Yang Chao. Fault tracing method based on fault propagation and causality with its application to the traction drive control system. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(1): 47–57

收稿日期 2019-03-27 录用日期 2019-09-24

Manuscript received March 27, 2019; accepted September 24, 2019

国家自然科学基金 (61490702, 61773407, 61621062, 61803390, 61751312), 国家杰出青年科学基金 (61725306), 轨道交通节能控制与安全监测湖南省重点实验室 (2017TP1002), 湖南省科技厅科技计划项目 (2016TP1023), 装备预研教育部联合基金 (6141A02022110), 装备预研领域基金 (61400030501), 博士后基金 (2018M643000) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61490702, 61773407, 61621062, 61803390, 61751312), National Science Foundation for Distinguished Young Scholars of China (61725306), Key Laboratory of Energy Saving Control and Safety Monitoring for Rail Transportation (2017TP1002), Science and Technology Project of Hunan Science and Technology Agency (2016TP1023), Program of Joint Pre-research Foundation of the Chinese Ministry of Education (6141A02022110), General Program of Equipment Pre-research Field Foundation of China (61400030501), and Postdoctoral Foundation (2018M643000)

牵引传动控制系统是高速列车信息控制系统的重要组成部分, 由牵引整流器、牵引逆变器、中间直流环节、牵引控制器和牵引电机等组成, 是高速列车安全运行的关键系统之一, 也是高速列车高发故障的主要来源^[1–3]. 牵引传动控制系统的任何故障或安全隐患若不能及时诊断并得到有效处理, 都可能引发连锁反应, 甚至导致灾难性后果^[4]. 因此, 高速

本文责任编辑 董海荣

Recommended by Associate Editor DONG Hai-Rong

1. 中南大学自动化学院 长沙 410083 2. 邵阳学院多电源地区电网运行与控制湖南省重点实验室 邵阳 422000

1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083 2. Hunan Provincial Key Laboratory of Grids Operation and Control on Multi-Power Sources Area, Shaoyang University, Shaoyang 422000

列车牵引传动控制系统实现故障诊断、准确找出故障根源是确保高速列车安全运行的关键。

故障诊断是一种重要的复杂系统可靠安全运行监测技术^[5], 故障溯源作为故障诊断的重要组成部分用于判别故障类型和定位故障位置. 由于牵引传动控制系统内部线路复杂、多物理场交织、部件间功能性与电气性的连接耦合度高, 某一设备发生故障会传播至其他位置, 故障的这种传播特性造成对其溯源十分困难. 目前针对高速列车牵引传动控制系统故障溯源主要集中在对器件或子系统故障时牵引传动控制系统单一位置的诊断研究, 缺乏对故障传播机理问题的研究. 通过对牵引传动控制系统进行故障特性传播研究一方面可以追溯故障根源, 另一方面还可以找出不同故障对相邻子系统位置参量观测值的影响以便监控.

目前对于故障传播的研究主要集中在网络系统、化学化工、电力系统、电子电路等, 文献 [6] 针对瞬态故障在网络控制系统中很难被准确检测到, 通过在控制循环中挖掘不同的效应轨迹来研究故障的传播; 文献 [7] 针对供暖、空调等空气处理系统中各部件间的故障传播, 利用动态隐马尔科夫模型来识别故障模式有效提高了故障诊断精度; 文献 [8] 实现了航空发电机的损伤传播建模; 文献 [9] 提出一种改进的符号传递熵和确定权重阈值方法, 探索故障传播规律, 然后通过分析节点间信息传递变化和故障传播路径对故障进行跟踪; 文献 [10] 提出了一种能够有效地生成双重故障的完整测试集方法, 通过分析单次故障的传播路径, 选择未发现的双重故障生成新的测试模式, 从而覆盖大部分给定电流的双重故障; 文献 [11] 针对永磁同步电机驱动系统机械故障, 描述了传动轴上的机械扰动如何从扰动力矩传播到驱动系统供电输入端电流; 文献 [12] 考虑电网线路隐性故障, 建立了基于元胞自动机理论的电网隐性故障传播模型, 并在此基础上提出了一种综合考虑线路两端负荷量、线路故障频率和线路邻居数量的电网关键线路辨识方法. 目前鲜有针对牵引传动控制系统故障传播方面的研究. 且上述文献都只是从空间角度对故障传播进行了分析, 并未考虑故障传播的时间特性, 而牵引传动控制系统故障的发生、扩散和传播具有延时性^[13], 把时间引入到故障传播及故障溯源研究中, 能避免故障定位时的误判断, 可以更准确、更符合实际地描述故障传播方式, 在此基础上提出的故障溯源与诊断方法将更为有效^[14-15].

现有故障传播建模与溯源方法主要有: 基于定量知识模型分析方法、基于数据驱动方法和基于知

识与数据方法. 基于定量知识模型分析方法, 是在精确数学解析机理上建立系统模型, 常见有等价空间法、状态估计法、符号有向图法等^[16-18], 这类方法对于复杂系统无法有效实施建模; 基于数据驱动方法, 以系统数据信息为对象, 建立系统数据模型进行分析, 如趋势模型、主元分析模型等^[19-20], 这类方法需要充足的历史数据才能建立准确、完整的模型, 对故障原因分析时解释性较差、较难判断故障根原因; 单纯的基于定量知识模型与基于数据驱动的方法难以获得较好效果, 从而产生了一系列基于知识与数据方法, 但总体来看这类方法还处在初步探索阶段, 两者间的相关性与融合等问题还不够完善, 更缺乏牵引传动控制系统故障传播与溯源方法的研究.

本文从一般系统故障溯源入手, 通过建立具有时空特性的系统故障传播模型和判定观测点间的 Granger 因果关系^[21-22], 最终实现故障溯源. 具体地, 对于牵引传动控制系统故障溯源, 本文创新性的采用知识与数据方法, 首先从系统机理出发通过分析观测点间转移函数建立观测点电流信号模型; 然后通过 Granger 因果关系方法检测不同观测点电流信号时间序列间的因果关系, 由此确定适合用于故障诊断的观测点; 最后通过数据分析提取这些观测点的故障特征和故障传播时间, 与对应观测点电流信号匹配从而定位故障位置与故障种类, 实现故障溯源. 该方法深入分析系统机理和数据信息, 具有明显的优势.

本文结构安排如下: 第 1 节建立一般系统故障传播模型; 第 2 节描述所提方法利用故障传播模型与 Granger 因果关系进行故障溯源; 第 3 节以高速列车牵引传动控制系统故障溯源为例在半实物仿真平台上进行实验验证, 实验结果表明所提基于故障传播与因果关系的故障溯源方法有效; 第 4 节对全文进行了总结.

1 系统故障传播建模

在系统不同位置设置 Q 个观测点, 建立系统正常运行时 p 观测点信号传播模型

$$Z_p(t_p) = S_{p,p-1} \times Z_{p-1}(t_{p-1}) \quad (1)$$

其中, $Z_p(t_p)$ 表示第 p , $p = 1, 2, \dots, Q$ 个观测点处信号, 可以为电流、电压等各种物理量; $Z_{p-1}(t_{p-1})$ 表示第 $p-1$ 个观测点处信号, t_p 和 t_{p-1} 分别表示 p 观测点和 $p-1$ 观测点时间变量, $t_p = t_{p-1} + \Delta t_{p,p-1}$, $\Delta t_{p,p-1}$ 为 $p-1$ 观测点处信号传播到 p 观测点所需时间; $S_{p,p-1}$ 表示从 $p-1$ 观测点信号 $Z_{p-1}(t_{p-1})$ 传

播至 p 观测点信号 $Z_p(t_p)$ 间的转移函数, $S_{p,p-1} = f(G_{p,p-1}, t_p)$, 其中 $G_{p,p-1}$ 由两观测点间的系统结构决定; 当 $p = 1$ 时, $Z_1(t_1) = S_{1,0} \times Z_0(t_0)$, 如果将 $p = 0$ 点设置在第 Q 个观测点处, 即 $Z_0(t_0) = Z_Q(t_Q)$, 表示信号传播形成闭环, $S_{1,0}$ 表示从 $p = Q$ 信号 $Z_Q(t_Q)$ 传播至与 $p = 1$ 点 $Z_1(t_1)$ 的转移函数; 如果将 $p = 0$ 点不是设置在第 Q 个观测点处, 表示信号从 $p = 0$ 观测点传播至 Q 观测点为开环形式. 式 (1) 用 $p - 1$ 观测点处信号表征 p 观测点处信号, 即表示 p 观测点处信号由 $p - 1$ 观测点处信号传播而来. 同理有: $Z_{p-1}(t_{p-1}) = S_{p-1,p} \times Z_p(t_p)$, $S_{p-1,p}$ 表示从 p 观测点信号 $Z_p(t_p)$ 传播至 $p - 1$ 观测点信号 $Z_{p-1}(t_{p-1})$ 间的转移函数.

式 (1) 可描述为

$$Z_p(t_p) = S_{p,p-1} \times \cdots \times S_{2,1} \times S_{1,0} \times Z_0(t_0) = \prod_{i=1}^p S_{i,i-1} \times Z_0(t_0) \quad (2)$$

式 (2) 用 $p = 0$ 处信号 $Z_0(t_0)$ 表征 p 观测点处信号, 即 p 观测点处信号由 $Z_0(t_0)$ 经过 $Z_1(t_1)$, $Z_2(t_2), \cdots, Z_{p-1}(t_{p-1})$ 传播而来.

当系统发生故障时, p 观测点信号可表示为

$$Z_{fp,h}^k(t_{fp}^k) = Z_p(t_{fp}^k) \oplus Z_{fp,h}^k[f_h^k(\cdot), S_{p,h}, t_{fp}^k] \quad (3)$$

式中, $Z_p(t_{fp}^k)$ 为系统正常运行时 p 观测点信号, $Z_p(t_{fp}^k) = Z_p(t_p)$; $Z_{fp,h}^k(t_{fp}^k)$ 为系统在 h 点发生第 k 类故障时 p 观测点处的信号, 其中, $k = 1, 2, \cdots, n_f$ 表示系统故障种类 (同种元器件不同位置故障视为不同故障种类), h 为故障位置 (不同种类故障其在系统中的位置可能相同), $h = 1, 2, \cdots, n_g$; $S_{p,h}$ 表示从故障位置 h 到观测点 p 的信号转移函数; $f_h^k(\cdot)$ 为系统在 h 点发生第 k 类故障时的故障源信号; t_{fp}^k 为 p 观测点时间变量; $Z_{fp,h}^k[f_h^k(\cdot), S_{p,h}, t_{fp}^k]$ 为故障源信号 $f_h^k(\cdot)$ 从 h 点传播到 p 观测点的演变故障信号, $Z_{fp,h}^k$ 为 $f_h^k(\cdot)$, $S_{p,h}$ 和 t_{fp}^k 的函数; $\oplus$ 为信号运算, 可以是相加或相乘运算, 即系统发生故障后 p 观测点的信号是由不含故障信号部分 $Z_p(t_{fp}^k)$ 与演变故障信号 $Z_{fp,h}^k$ 相加或相乘得到

$$Z_{fp,h}^k(t_{fp}^k) = Z_p(t_{fp}^k) + Z_{fp,h}^k[f_h^k(\cdot), S_{p,h}, t_{fp}^k] \quad (4)$$

或

$$Z_{fp,h}^k(t_{fp}^k) = Z_p(t_{fp}^k) * Z_{fp,h}^k[f_h^k(\cdot), S_{p,h}, t_{fp}^k] \quad (5)$$

p 观测点时间变量 t_{fp}^k , 可表示为 $t_{fp}^k = t_h^k + \Delta t_{p,h}^k$, t_h^k 为系统故障点 h 处时间变量, $\Delta t_{p,h}^k$ 为第 k 类故障信号从故障点 h 传播到 p 观测点所需时间. 根据系统对信号的执行时间组成, 可得故障信号的

传播时间 $\Delta t_{p,h}^k$ 包括信号输入处理时间 T_1 、控制策略运算时间 T_2 和控制运算输出处理时间 T_3 .

注 1. 观测点的设置应依据系统结构特点, 充分利用已有传感器条件, 设置在可测量位置.

2 基于故障传播与因果关系的故障溯源方法

基于故障传播模型与 Granger 因果关系的故障溯源方法基本思路是, 首先根据不同观测点间的 Granger 因果关系判断出适合提取信号故障特征用于故障诊断的观测点, 然后提取这些观测点故障特征与故障传播时间, 与故障传播时空特性分析进行对比, 从而确定系统发生故障类型、故障位置, 实现故障溯源. 需要说明的是, 任何一个复杂系统其故障类型往往很多, 可能存在不同的故障类型在同一个观测点具有相同故障特征的现象, 将时间特性引入故障传播中能够实现准确故障溯源.

2.1 不同观测点间 Granger 因果关系判定

Granger 是一种用以分析变量间因果关系的方法, 最初用于分析经济变量间的因果关系, 能够挖掘不同时间序列变量间驱动与响应关系. 牵引传动控制系统中变量间因果关系和传播特性同经济系统中变量间复杂关联性有很强的可比性, 且两者都是复杂非线性大系统, 因此, 将 Granger 因果关系引入到牵引传动控制系统故障溯源研究.

考虑两个时间序列变量 X 和 Y , 它们之间的 Granger 因果关系定义为: 若在包含了变量 X , Y 的过去信息的条件下, 对变量 Y 的预测效果要优于只单独由 Y 的过去信息对 Y 进行的预测效果, 即变量 X 有助于解释变量 Y 的将来变化, 则认为变量 X 是引致变量 Y 的 Granger 原因.

根据建立的故障传播模型, 得到不同观测点信号 $Z_{p1}(t_{p1})$, $Z_{p2}(t_{p2})$ ($p1 \neq p2, p1, p2 \in \{1, 2, \cdots, Q\}$), 判断 $Z_{p1}(t_{p1})$ 和 $Z_{p2}(t_{p2})$ 之间是否存在 Granger 因果关系. 通过对不同观测点间因果关系的判定, 确定适合用于故障诊断的观测点. 具体算法步骤如下:

步骤 1. 设 $\{z_{p1}(d_{1-q}), \cdots, z_{p1}(d_0), z_{p1}(d_1), z_{p1}(d_2), \cdots, z_{p1}(d_v), \cdots, z_{p1}(d_w)\}$, $\{z_{p2}(d_{1-q}), \cdots, z_{p2}(d_0), z_{p2}(d_1), z_{p2}(d_2), \cdots, z_{p2}(d_v), \cdots, z_{p2}(d_w)\}$ 是观测点信号 $Z_{p1}(t_{p1})$, $Z_{p2}(t_{p2})$ 的采样 (时间序列) 数据集, 采样周期为 T , 当前采样时刻为 $\{d_1, d_2, \cdots, d_v, \cdots, d_w\}$, 容量为 w , 过去 (滞后) 采样时刻为 $\{d_{1-q}, \cdots, d_0\}$, 容量为 q .

构造 p_2 观测点信号采样值 $z_{p2}(d_v)$ 的无约束回归方程, 为

$$\hat{z}_{p2}(d_v) = \sum_{m=1}^q \alpha_m z_{p1}(d_{v-m}) + \sum_{n=1}^q \beta_n z_{p2}(d_{v-n}) + \varepsilon_t \quad (6)$$

其中, $\hat{z}_{p2}(d_v)$ 为 p_2 观测点信号采样值 $z_{p2}(d_v)$ 的无约束回归估计值; $z_{p1}(d_{v-m})$ 为 $z_{p1}(d_v)$ 的第 m 个滞后项; $z_{p2}(d_{v-n})$ 为 $z_{p2}(d_v)$ 的第 n 个滞后项; q 为回归方程中的滞后长度; m 和 n 为滞后项数; ε_t 为白噪声; α_m 为 $z_{p1}(d_v)$ 的系数估计值; β_n 为 $z_{p2}(d_v)$ 的系数估计值. 式 (6) 中含有 p_1 观测点信号采样值 $z_{p1}(d_v)$ 的滞后项 $z_{p1}(d_{v-m})$, 是 p_2 观测点信号采样值 $z_{p2}(d_v)$ 的无约束回归方程.

计算式 (6) 回归方程残差平方和 RSS_{UR} , 为

$$RSS_{UR} = \sum_{v=1}^w (z_{p2}(d_v) - \hat{z}_{p2}(d_v))^2 \quad (7)$$

构造 p_2 观测点信号采样值 $z_{p2}(d_v)$ 的受约束回归方程, 为

$$\hat{z}'_{p2}(d_v) = \sum_{n=1}^q \beta_n z_{p2}(d_{v-n}) + \varepsilon_t \quad (8)$$

其中, $\hat{z}'_{p2}(d_v)$ 为 p_2 观测点的受约束回归估计值; 式 (8) 中不包含 p_1 观测点信号采样值 $z_{p1}(d_v)$ 的滞后项 $z_{p1}(d_{v-m})$, 是 p_2 观测点信号采样值 $z_{p2}(d_v)$ 的受约束回归方程.

计算式 (8) 回归方程残差平方和 RSS_R , 为

$$RSS_R = \sum_{v=1}^w (z_{p2}(d_v) - \hat{z}'_{p2}(d_v))^2 \quad (9)$$

构造 p_1 观测点信号与 p_2 观测点信号之间的 Granger 因果系统统计量 $G_{p1,p2}$, 为

$$G_{p1,p2} = \frac{\frac{RSS_R - RSS_{UR}}{q}}{\frac{RSS_{UR}}{w - q}} \quad (10)$$

步骤 2. 假定 $p_1 = px$ ($px = 1, 2, \dots, Q$) 观测点是故障源或故障源附近的观测点; 设定阈值 G_a .

步骤 3. 计算 p_1 观测点信号 $Z_{p1}(t_{p1})$ 与其他所有观测点信号 $Z_{py}(t_{py})$ ($py = 1, 2, \dots, Q, py \neq px$) 之间的 Granger 因果系统统计量 $G_{p1,py}$; 如果所有的 $G_{p1,py} \geq G_a$, 则 p_1 观测点信号是引起其他观测点信号变化的原因, p_1 观测点是适合提取信号故障特征用于故障诊断的观测点, 如果所有的 $G_{p1,py} < G_a$, 则判定 p_1 观测点不是适合提取故障特征用于故障诊断的观测点.

步骤 4. 假定 $p_1 = px + 1$ (直至 px 取值所有的

观测点: $px = 1, 2, \dots, Q$) 观测点是适合提取故障特征用于故障诊断的观测点, 返回到步骤 3 继续判断.

2.2 基于故障传播模型与 Granger 因果关系的故障溯源方法

该方法整体流程如图 1 所示. 具体步骤如下:

步骤 1. 分析各观测点间转移函数建立系统正常运行时观测点信号传播模型, 以及具有时空特性的系统故障传播模型; 结合系统可能发生的不同故障类型, 根据不同观测点间转移函数和系统对信号的执行时间, 分别求得不同故障类型下的各观测点故障特征与故障传播时间.

步骤 2. 对不同观测点的系统运行数据进行 Granger 因果关系判定, 如果其他观测点与某一观测点的因果关系值都大于设定阈值, 则判断该观测点是引起其他观测点变化的原因, 由此判断该观测点是适合提取信号故障特征用于故障诊断的观测点, 从而得到 ≥ 1 个适合提取故障特征用于故障诊断的观测点.

步骤 3. 提取出这些观测点系统运行数据中的故障特征与故障传播时间.

步骤 4. 将提取出的故障特征与故障传播时间同系统故障传播模型中不同故障类型时对应观测点时空特性相匹配, 如果与某一故障类型匹配成功, 则确定该故障类型为系统所发生故障类型, 并依此定位故障发生位置, 从而实现故障溯源; 否则, 返回重新判定.

3 案例分析

以 CRH2 高速列车牵引传动控制系统为例, 综合本文所提基于故障传播与因果关系的故障溯源方

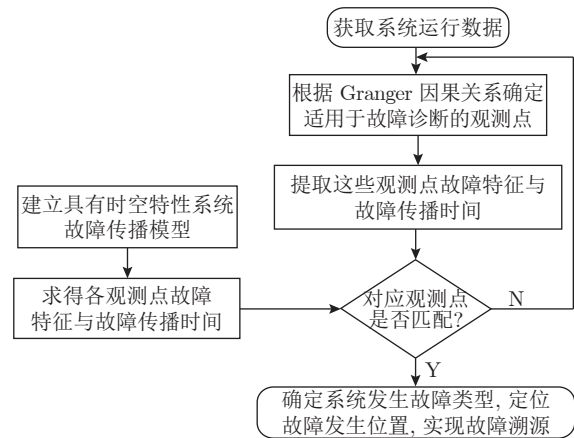


图 1 方法整体流程图

Fig. 1 Integrated flowchart of the proposed method

法开展如下工作.

3.1 建立牵引传动控制系统电流模型

CRH2 高速列车牵引传动控制系统由牵引变压器、脉冲整流器、中间直流环节、牵引逆变器、牵引电机及控制器组成, 在系统上依次设置 4 个观测点, 系统结构及观测点设置如图 2 所示, 主电路拓扑如图 3 所示.

根据图 2 所设置观测点, 由电路结构和调制理论, 系统观测点 2 与观测点 4 的电流信号模型为

$$\begin{cases} Z_2(t_2) = S_{2,1} \times Z_1(t_1) \\ Z_4(t_4) = S_{4,3} \times Z_3(t_3) \end{cases} \quad (11)$$

其中, $Z_1(t_1) = [i_a \ i_b \ i_c]^T$, $S_{2,1} = [S_{ua} \ S_{ub} \ S_{uc}]$; S_{ua} , S_{ub} , S_{uc} 为逆变器三相开关函数; $S_{4,3} = S_{i,a}$ 为整流器开关函数, i_a , i_b , i_c 为逆变器输出电流 (即牵引电机定子电流); $Z_2(t_2) = i_{d1}$ 为逆变器输入电流, $Z_3(t_3) = i_{d2}$ 为整流器输出电流; $Z_4(t_4) = i_N$ 为整流器输入侧电流.

利用双重傅里叶变换可得到逆变器三相开关函数

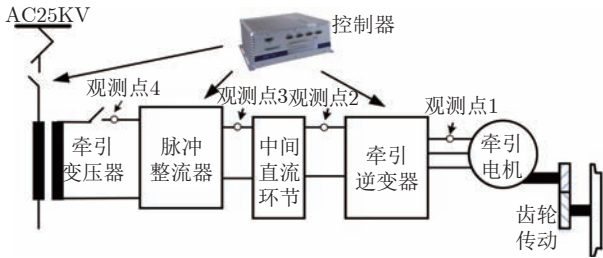


图 2 牵引传动控制系统观测点示意图

Fig. 2 Schematic diagram of observation point of traction drive control system

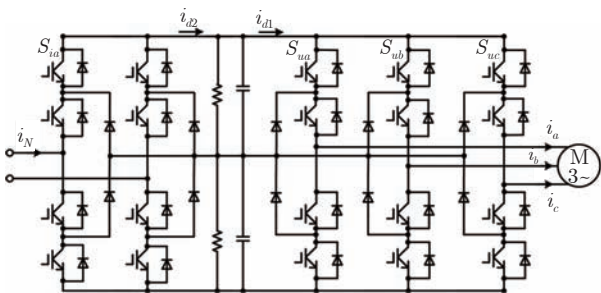


图 3 牵引传动控制系统主电路拓扑图

Fig. 3 Main circuit topology diagram of traction drive control system

$$\begin{aligned} S_{ua} = & \frac{1}{2} + \frac{M}{2} \cos(\omega_1 t_2) + \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{1}{m} J_0\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \times \\ & \sin\left(\frac{\pi}{2} m\right) \cos(m \omega_c t_2) + \\ & \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{1}{m} J_n\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \times \\ & \sin\left(\frac{\pi}{2}(m+n)\right) \cos(m \omega_c t_2 + n \omega_1 t_2) \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} S_{ub} = & \frac{1}{2} + \frac{M}{2} \cos\left(\omega_1 t_2 - \frac{2\pi}{3}\right) + \\ & \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{1}{m} J_0\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \sin\left(\frac{\pi}{2} m\right) \cos(m \omega_c t_2) + \\ & \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{1}{m} J_n\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \sin\left(\frac{\pi}{2}(m+n)\right) \times \\ & \cos\left(m \omega_c t_2 + n\left(\omega_1 t_2 - \frac{2\pi}{3}\right)\right) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} S_{uc} = & \frac{1}{2} + \frac{M}{2} \cos\left(\omega_1 t_2 + \frac{2\pi}{3}\right) + \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \frac{1}{m} \times \\ & J_0\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \sin\left(\frac{\pi}{2} m\right) \cos(m \omega_c t_2) + \\ & \frac{2}{\pi} \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{1}{m} J_n\left(\frac{\pi}{2} m M\right) \sin\left(\frac{\pi}{2}(m+n)\right) \times \\ & \cos\left(m \omega_c t_2 + n\left(\omega_1 t_2 + \frac{2\pi}{3}\right)\right) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, ω_1 为调制波角频率; ω_c 为载波角频率; M 为调制度; m 为载波频率倍数; n 为调制波谐波频率倍数; J_0 , J_n 为第一类贝塞尔函数; t_2 为中间直流环节观测点 2 时间变量.

整流器 a 桥臂开关函数

$$\begin{aligned} S_{ia} = & \sum_{n=1}^{\infty} \frac{4}{\pi} \left[\frac{1}{2n-1} \sin(2n-1)\theta \cos(2n-1)\omega t_4 + \right. \\ & \left. \frac{1}{2n-1} \cos(2n-1)\theta \sin(2n-1)\omega t_4 = \right. \\ & \left. \frac{4}{\pi} \sin(\omega t_4 - \theta) + \frac{4}{\pi} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{4n \pm 1} \times \right. \\ & \left. \sin[(4n \pm 1)\omega t_4 - (4n \pm 1)\theta], \right. \\ & \left. n = 1, 2, 3, \dots \right] \end{aligned} \quad (15)$$

其中, θ 为整流装置控制角; ω 为供电电源角频率,

对应频率为 f ; t_4 为整流器输入侧时间变量. 牵引电机正常无故障时定子三相电流表示为

$$\begin{cases} i_a = I_m \cos(\omega_1 t - \varphi) \\ i_b = I_m \cos\left(\omega_1 t - \varphi - \frac{2\pi}{3}\right) \\ i_c = I_m \cos\left(\omega_1 t - \varphi + \frac{2\pi}{3}\right) \end{cases} \quad (16)$$

其中, I_m , φ 分别为定子电流基波分量幅值和相位; ω_1 为施加在电机上的电压角频率, ω_1 对应频率为 f_1 .

假设牵引电机断条故障为故障种类 $k=1$, 故障位置为 $h=1$, 则牵引电机发生断条故障时式(6)故障源信号表示为^[23]

$$f_1^1(\cdot) = I_{bp} \cos(2\pi f_{s1} t - \varphi_{bp}) + I_{bn} \cos(2\pi f_{s2} t - \varphi_{bn})$$

其中, f_{s1} , f_{s2} 为断条故障特征频率, 且 $f_{s1} = (1+2s)f_1$, $f_{s2} = (1-2s)f_1$ ^[24-25]; I_{bp} , I_{bn} , φ_{bp} , φ_{bn} 分别为 $(1+2s)f_1$ 频率分量和 $(1-2s)f_1$ 频率分量的幅值和相位; s 为转差率.

此时牵引电机三相定子电流 (观测点 1) 可表示为

$$\begin{cases} Z_{f1a,1}^1(t_{f1}^1) = i_a = I_m \cos(\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi) + \\ I_{bp} \cos[(1+2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bp}] + \\ I_{bn} \cos[(1-2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bn}] \\ Z_{f1b,1}^1(t_{f1}^1) = i_b = \\ I_m \cos\left(\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi - \frac{2\pi}{3}\right) + \\ I_{bp} \cos\left[(1+2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bp} - \frac{2\pi}{3}\right] + \\ I_{bn} \cos\left[(1-2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bn} - \frac{2\pi}{3}\right] \\ Z_{f1c,1}^1(t_{f1}^1) = i_c = I_m \cos\left(\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi + \frac{2\pi}{3}\right) + \\ I_{bp} \cos\left[(1+2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bp} + \frac{2\pi}{3}\right] + \\ I_{bn} \cos\left[(1-2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bn} + \frac{2\pi}{3}\right] \end{cases} \quad (17)$$

结合式(3), 观测点 1 中 a 相电流

$$Z_1(t_{f1}^1) = I_m \cos(\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi)$$

$$z_{f1,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{1,1}, t_{f1}^1] = I_{bp} \cos[(1+2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bp}] + \\ I_{bn} \cos[(1-2s)\omega_1 t_{f1}^1 - \varphi_{bn}]$$

$$Z_{f1,1}^1(t_{f1}^1) = Z_1(t_{f1}^1) + z_{f1,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{1,1}, t_{f1}^1]$$

与式(4)相符, b , c 相电流与 a 相电流类似.

将式(12)~(14)和式(17)代入式(11), 得观测点 2 电流信号表达式

$$\begin{aligned} Z_{f2,1}^1(t_{f2}^1) = i_{d1} = & \frac{3}{4} M I_m \cos \varphi + \\ & \frac{3}{4} M [I_{bp} \cos(2s\omega_1 t_{f2}^1 + \varphi_{bp}) + \\ & I_{bn} \cos(2s\omega_1 t_{f2}^1 - \varphi_{bn})] + \\ & \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{2}{m\pi} J_n\left(m\frac{\pi}{2}M\right) \sin\left[(m+n)\frac{\pi}{2}\right] \times \\ & \left\{ \cos(m\omega_c t_{f2}^1 + n\omega_1 t_{f2}^1) i_a + \cos\left[m\omega_c t_{f2}^1 + \right. \right. \\ & \left. \left. n\left(\omega_1 t_{f2}^1 - \frac{2\pi}{3}\right)\right] i_b + \cos\left[m\omega_c t_{f2}^1 + \right. \right. \\ & \left. \left. n\left(\omega_1 t_{f2}^1 + \frac{2\pi}{3}\right)\right] i_c \right\} = \frac{3}{4} M I_m \cos \varphi + \\ & \frac{3}{4} M I_{2s} \cos(2s\omega_1 t_{f2}^1 - h) + i_h \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $\frac{3}{4} M I_m \cos \varphi$ 为直流分量; 频率 $2sf_1$ 的分量幅值为 $I_{2s} = \sqrt{I_{bp}^2 + I_{bn}^2 + 2I_{bp}I_{bn}\cos(\varphi_{bp} + \varphi_{bn})}$; 频率 $2sf_1$ 的分量相位为 $h = \arctan \frac{I_{bn}\sin\varphi_{bn} - I_{bp}\sin\varphi_{bp}}{I_{bn}\cos\varphi_{bn} + I_{bp}\sin\varphi_{bp}}$; i_h 为求和符号内的高频分量.

结合式(3), 观测点 2 中电流信号

$$Z_2(t_{f2}^1) = \frac{3}{4} M I_m \cos \varphi + i_h$$

$$z_{f2,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{2,1}, t_{f2}^1] = \frac{3}{4} M I_{2s} \cos(2s\omega_1 t_{f2}^1 - h)$$

$$Z_{f2,1}^1(t_{f2}^1) = Z_2(t_{f2}^1) + z_{f2,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{2,1}, t_{f2}^1]$$

与式(4)相符.

在牵引传动控制系统中, 观测点 2 与观测点 3 时间变量基本相同, 即 $t_{f2}^1 \approx t_{f3}^1$. 由于中间直流环节电容实际起到了低通滤波的作用, 式(18)中 i_{d1} 的高频分量将被滤除, 只含直流分量和低频分量, 因此, 观测点 3 电流信号表示为

$$\begin{aligned} Z_{f3,1}^1(t_{f3}^1) = i_{d2} = & \frac{3}{4} M I_m \cos \varphi + \\ & \frac{3}{4} M I_{2s} \cos(2s\omega_1 t_{f3}^1 - h) \end{aligned} \quad (19)$$

因此, 在观测点 2 与观测点 3, $2sf_1$ 是牵引电机发生断条故障的特征频率.

结合式(3), 观测点 3 中电流信号

$$Z_3(t_{f3}^1) = \frac{3}{4} M I_m \cos \varphi$$

$$z_{f3,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{3,1}, t_{f3}^1] = \frac{3}{4} M I_{2s} \cos(2s\omega_1 t_{f3}^1 - h)$$

$$Z_{f3,1}^1(t_{f3}^1) = Z_3(t_{f3}^1) + z_{f3,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{3,1}, t_{f3}^1]$$

与式 (4) 相符。

将式 (15) 和式 (19) 代入式 (11), 得观测点 4 电流信号表达式

$$Z_{f4,1}^1(t_{f4}^1) = i_N = \frac{3}{2\pi} M \{ I_m \sin(\omega t_{f4}^1 - \theta \pm \varphi) + I_{2s} \sin[(\omega \pm 2s\omega_1)t_{f4}^1 - \theta \mp h] + \frac{1}{4n \pm 1} + \sum_{n=1}^{\infty} I_m \sin[(4n \pm 1)\omega t_{f4}^1 - (4n \pm 1)\theta \pm \varphi] \times \frac{1}{4n \pm 1} \sum_{n=1}^{\infty} I_{2s} \sin[(4n \pm 1)\omega t_{f4}^1 \pm 2s\omega_1 t_{f4}^1 - (4n \pm 1)\theta \mp h] \} \quad (20)$$

因此, 在观测点 4, $(4n \pm 1)f \pm 2sf_1$ 是牵引电机发生断条故障的特征频率。

结合式 (3), 观测点 4 中电流信号

$$Z_4(t_{f4}^1) = \frac{3}{2\pi} M \{ I_m \sin(\cdot) + \frac{1}{4n \pm 1} \sum_{n=1}^{\infty} I_m \sin(\cdot) \}$$

$$z_{f4,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{4,1}, t_{f4}^1] = \frac{3}{2\pi} M \{ I_{2s} \sin(\cdot) + \frac{1}{4n \pm 1} \sum_{n=1}^{\infty} I_{2s} \sin(\cdot) \}$$

$$Z_{f4,1}^1(t_{f4}^1) = Z_4(t_{f4}^1) + z_{f4,1}^1[f_1^1(\cdot), S_{4,1}, t_{f4}^1]$$

与式 (4) 相符。

牵引传动控制系统不同观测点出现故障特征频率体现了故障传播的空间特性。根据 CRH2 牵引传动控制系统正常运行时参数和电机参数, 结合上述结论计算得到牵引传动控制系统牵引电机转子断条故障时不同观测点的故障特征频率值, 如表 1 所示。

根据系统对信号的执行时间, 式 (17)~(20) 中:

$$1) \quad t_{f2}^1 = t_1^1 + \Delta t_{2,1}^1 \text{ 中,}$$

$$\Delta t_{2,1}^1 = T_1 + T_2 + T_3, \quad t_{f2}^1 = t_1^1 + (T_1 + T_2 + T_3)$$

$$2) \quad t_{f3}^1 = t_1^1 + \Delta t_{3,1}^1 \text{ 中,}$$

$$\Delta t_{3,1}^1 = T_1 + T_2 + T_3, \quad t_{f3}^1 = t_1^1 + (T_1 + T_2 + T_3)$$

$$3) \quad t_{f4}^1 = t_1^1 + \Delta t_{4,1}^1 \text{ 中,}$$

$$\Delta t_{4,1}^1 = 2(T_1 + T_2 + T_3), \quad t_{f4}^1 = t_1^1 + 2(T_1 + T_2 + T_3)$$

$\Delta t_{2,1}^1, \Delta t_{3,1}^1, \Delta t_{4,1}^1$ 为故障发生后故障信号传播到对应观测点所需时间, $\Delta t_{4,1}^1 = 2 \times \Delta t_{2,1}^1 = 2 \times \Delta t_{3,1}^1$, 体现了故障传播的时间特性。

3.2 半实物仿真验证与分析

用 CRH2 高速列车牵引传动控制系统硬件在环半实物仿真平台对所提方法进行实验验证^[26-28]。该平台由牵引传动控制系统主电路、控制策略以及故障注入基准组成, 其中故障注入基准包括牵引变流器故障注入模块、牵引电机故障注入模块、传感器故障注入模块、牵引控制器故障注入模块, 通过对不同故障注入模块的设置可实现牵引传动控制系统不同类型及故障严重程度的故障注入即实现故障模拟。该故障注入仿真平台可以通过网址 <http://gfist.csu.edu.cn/indexE.html> 进行下载, 硬件在环半实物仿真平台如图 4 所示。

平台运行至 2 s 时分别注入不同故障程度的牵引电机转子断条故障。分别测取观测点 1、观测点 2、观测点 3、观测点 4 电流信号 I_1, I_2, I_3, I_4 , 各观测点变量间 Granger 因果关系如图 5 所示。

Granger 因果关系阈值设置为 0.03, 由图 5(a) 可以看出, I_2, I_3, I_4 与 I_1 的 Granger 因果关系值大于阈值 0.03。因此, I_1 是 I_2, I_3, I_4 的 Granger 原因; 由图 5(b) 可以看出, I_1 与 I_2, I_3, I_4 的 Granger 因果关系值接近零, 因此 I_2, I_3, I_4 不是 I_1 的 Granger 原因。所以观测点 1 是引起其他观测点信号变化的原因, 观测点 1 也是适合提取信号故障特征用于故障诊断的观测点。通过对其他观测点的 Granger 因果关系判定, 本案例适合用于故障诊断的观测点有观测点 1。

注入严重程度为 0.2 的转子断条故障, 为了更好地说明问题, 对系统四个观测点电流信号的时域和频域都进行分析。牵引传动控制系统不同观测点电流时域波形如图 6 所示。

对故障情况下的观测点 1~4 的电流信号进行归一化频谱分析, 结果如图 7 所示。

图 6 为牵引电机转子断条故障时不同观测点电流时域波形图, 其中, 图 6(a)~(d) 均有上下两图, 下图为上图 2 s 附近的局部放大, 转子断条故障发生

表 1 不同观测点故障特征频率值 (Hz)

Table 1 Fault feature frequency value at different observation points (Hz)

电网 频率 f	电机定子电流 频率 f_1	转差率 s	观测点1电流故障 特征频率 $(1 \pm 2s)f_1$	观测点2电流故障 特征频率 $2sf_1$	观测点3电流故障 特征频率 $2sf_1$	观测点4电流故障特征频率 $(4n \pm 1)f \pm 2sf_1$
50	131.1	0.0172	126.4/135.6	4.5	4.5	45.5/54.5 145.5/154.5 245.5/254.5

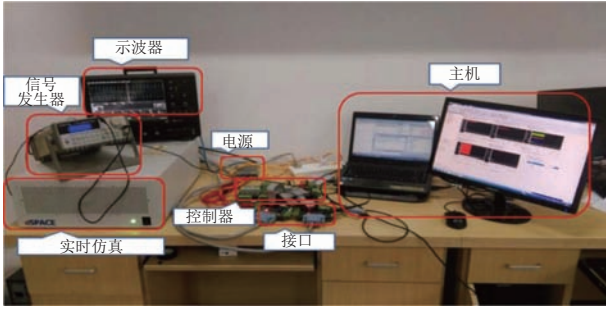


图 4 硬件在环半实物仿真平台

Fig. 4 Semi-physical simulation platform of hardware-in-the-loop

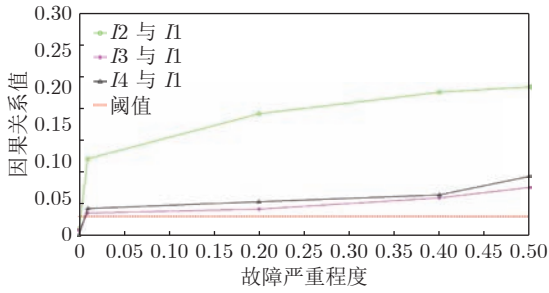
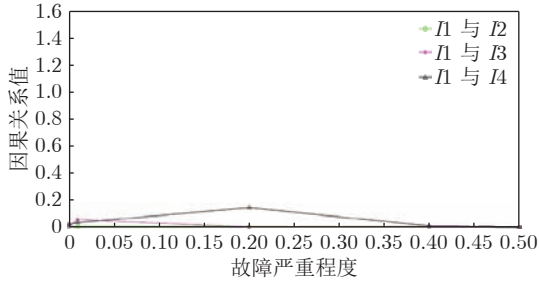
(a) I_2 、 I_3 、 I_4 与 I_1 因果关系(a) Causality I_2 , I_3 , I_4 with I_1 (b) I_1 与 I_2 、 I_3 、 I_4 因果关系(b) Causality I_1 with I_2 , I_3 , I_4

图 5 观测点电流信号间 Granger 因果关系

Fig. 5 Granger causality between the current signals at different observation points

在第 2 s, 可以看出断条故障发生时, 故障特征分别经过时间 $\Delta t_{2,1}^1$ 、 $\Delta t_{3,1}^1$ 、 $\Delta t_{4,1}^1$ 传播到系统观测点 2、观测点 3、观测点 4, 且 $\Delta t_{2,1}^1 = \Delta t_{3,1}^1 = 0.002\text{ s}$, $\Delta t_{4,1}^1 = 0.004\text{ s}$, 满足 $\Delta t_{4,1}^1 = 2 \times \Delta t_{2,1}^1 = 2 \times \Delta t_{3,1}^1$, 与表 1 描述相符.

图 7 为牵引电机转子断条故障时观测点 1~4 的电流频谱图, 可以看出观测点 1 与观测点 4 电流基频两侧分别存在明显的特征频率 $(1 \pm 2s)f_1$ 和 $(4n \pm 1)f \pm 2sf_1$, 观测点 2 与观测点 3 电流存在特征频率 $2sf_1$, 实验结果与表 1 计算结果一致.

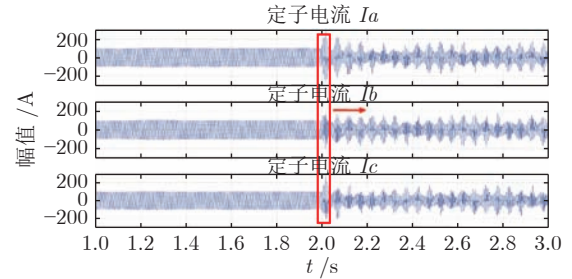
图 6 结果反映了故障传播的时间特性即延时

性, 图 7 反映了故障传播的空间特性. 上述结果验证了故障传播时空特性分析的正确性, 可以判定牵引传动控制系统所发生故障为牵引电机转子断条故障, 实现了故障溯源.

由于牵引传动控制系统故障种类繁多, 不同的故障类型在同一观测点可能出现相同的故障特征, 因此, 仅从空间角度进行故障溯源可能存在误判断的情况, 本文考虑故障传播的时空特性, 采用知识与数据的方法能更准确地实现故障溯源.

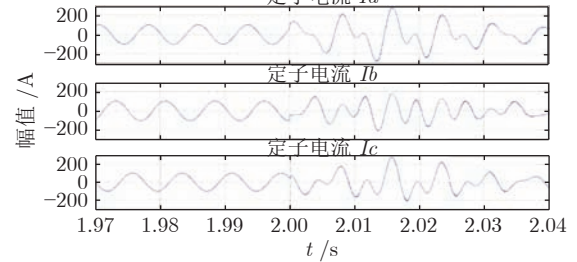
4 结论

本文提出了一种基于故障传播与因果关系的故



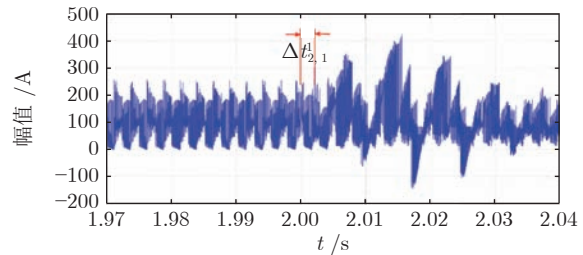
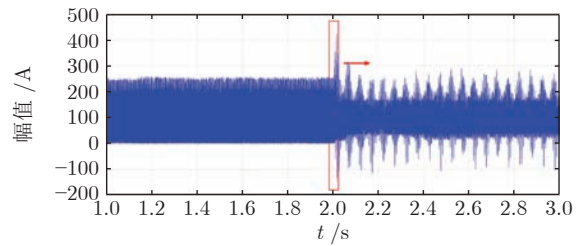
(a) 观测点 1 电流时域波形

(a) The time domain waveform of the current at observation point 1



(b) 观测点 2 电流时域波形

(b) The time domain waveform of the current at observation point 2



(b) 观测点 2 电流时域波形

(b) The time domain waveform of the current at observation point 2

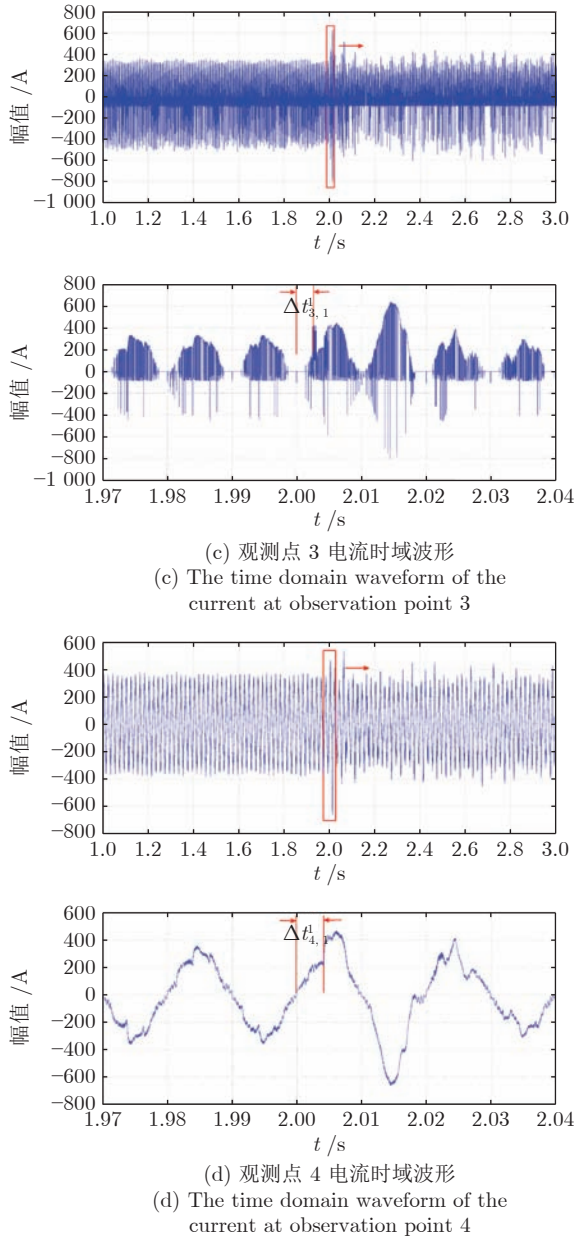


图 6 不同观测点电流时域波形

Fig. 6 Current time domain waveforms at different observation points

故障溯源方法, 建立具有时空特性的系统故障传播模型; 使用 Granger 因果关系对不同观测点的观测数据进行分析, 判定观测点间信号变化的因果关系, 确定适合用于故障诊断的观测点; 提取这些观测点的故障特征和故障传播时间并与故障传播模型中对应观测点的时空特性结果相匹配, 最终定位故障类型和故障发生位置, 实现故障溯源. 最后通过在 CRH2 高速列车牵引传动控制系统半实物仿真平台实验, 说明本文方法的有效性.

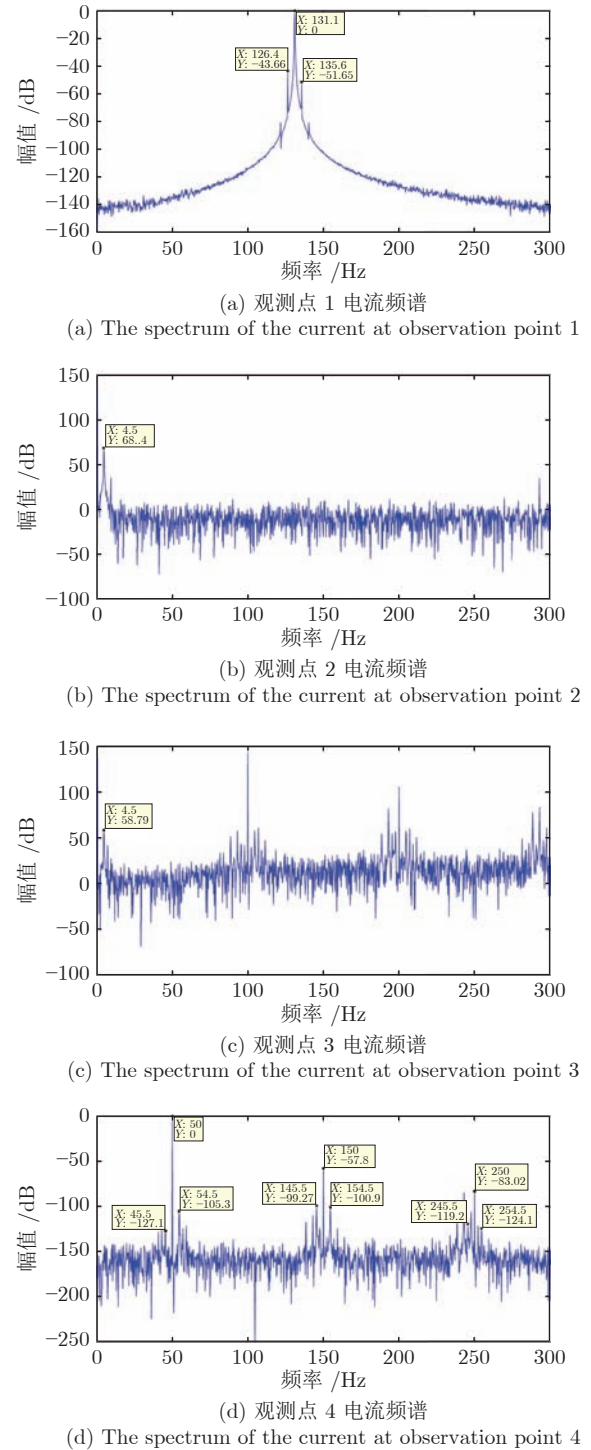


图 7 不同观测点电流频谱图

Fig. 7 Current spectrum of different observation points

References

- 1 Zhou Dong-Hua, Ji Hong-Quan, He Xiao. Fault diagnosis techniques for the information control system of high-speed trains. *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 Jiang Bin, Wu Yun-Kai, Lu Ning-Yun, Mao Ze-Hui. Review of fault diagnosis and prognosis techniques for high-speed railway 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)
- 3 Ning B, Dong H R, Gao S G, Tang T, Zheng W. Distributed cooperative control of multiple high-speed trains under a moving block system by nonlinear mapping-based feedback. *Science China Information Sciences*, 2018, **61**(12): 1–12
- 4 Gou B, Ge X L, Wang S L, Feng X Y, James B. K, Thomas G. H. An open-switch fault diagnosis method for single phase PWM rectifier using a model-based approach in high-speed railway electrical traction drive system. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, **31**(5): 3816–3826
- 5 Chen Z W, Steven X D, Peng T, Yang C H, Gui W H. Fault detection for non-gaussian processes using generalized canonical correlation analysis and randomized algorithms. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **65**(2): 1559–1567
- 6 Zhou C J, Huang X F, Xiong N X, Qin Y Q, Huang S. A class of general transient faults propagation analysis for networked control systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics-Systems*, 2015, **45**(4): 647–661
- 7 Ying Y, Peter B L, Krishna R P. Fault diagnosis of HVAC air-handling systems considering fault propagation impacts among components. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2017, **14**(2): 705–717
- 8 Abhinav S, Goebel K, Simon D, Eklund N. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation. In: Proceedings of the 2018 International Conference on Prognostics and Health Management. USA: IEEE, 2018. 1–9
- 9 Wang R X, Gao X, Gao J M, Gao Z Y, Kang J N. An information transfer based novel framework for fault root cause tracing of complex electromechanical systems in the processing industry. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, **101**(15): 121–139
- 10 Wang P K, Conrad J M, Amir M G, Masahiro F. An ATPG method for double stuck-at faults by analyzing propagation paths of single faults. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2018, **65**(3): 1063–1074
- 11 Li J, Mark S, Jesus A P, Zhang H. Fault signal propagation through the PMSM motor drive systems. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2017, **53**(3): 2915–2924
- 12 Li Hui, Jia Xiao-Feng, Li Li-Juan, Wu Jun, Ma Bi-Man. An approach for critical lines identification of power grid hidden fault propagation model based on cellular automata. *Power System Protection and Control*, 2018, **46**(6): 16–23
(李辉, 贾晓风, 李利娟, 吴军, 马碧蔓. 基于元胞自动机的电网隐性故障传播模型关键线路识别方法. 电力系统保护与控制, 2018, **46**(6): 16–23)
- 13 Gregory L, Xing L D, Hanoch B H, Dai Y S. Reliability of series-parallel systems with random failure propagation time. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, **62**(2): 637–647
- 14 Bhushan M, Rengaswamy R. Comprehensive design of a sensor network for chemical plants based on various diagnosability and reliability criteria, Part 1: framework. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2002, **41**(7): 1826–1839
- 15 Bhushan M, Rengaswamy R. Comprehensive design of a sensor network for chemical plants based on various diagnosability and reliability criteria, Part 2: applications. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2002, **41**(7): 1840–1860
- 16 Xue Ting, Zhong Mai-Ying. SWT and parity space based fault detection for linear discrete time-varying systems. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(11): 1920–1930
(薛婷, 钟麦英. 基于 SWT 与等价空间的 LDTV 系统故障检测. 自动化学报, 2017, **43**(11): 1920–1930)
- 17 Saleh M U, LaCombe J, Jayakumar N K T. Signal propagation through piecewise transmission lines for interpretation of reflectometry in photovoltaic systems. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 2019, **9**(2): 506–512
- 18 Maurya M R, Rengaswamy R, Venkatasubramanian V. Application of signed digraphs-based analysis for fault diagnosis of chemical process flowsheets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, **17**(5): 501–518
- 19 Li L, Su X N, Zhang Y, Lin Y T, Li Z H. Trend modeling for traffic time series analysis: an integrated study. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, **16**(6): 3430–3439
- 20 Xiao Jin-Sheng, Zhu Li, Zhao Bo-Qiang, Lei Jun-Feng, Wang Li. Block-based video noise estimation algorithm via principal component analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(9): 1618–1625
(肖进胜, 朱力, 赵博强, 雷俊峰, 王莉. 基于主成分分析的分块视频噪声估计. 自动化学报, 2018, **44**(9): 1618–1625)
- 21 Granger C W J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 1969, **37**(3): 424–438
- 22 Hu S, Liang H. Causality analysis of neural connectivity: new tool and limitations of spectral granger causality. *Neurocomputing*, 2012, **76**(1): 44–47
- 23 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
- 24 George G, Vicente C A, Jose A D, Ioannis P T, Chrysostomos D S, Antero A, George N. The use of a multilabel classification framework for the detection of broken bars and mixed eccentricity faults based on the start-up transient. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, **13**(2): 625–634
- 25 Yin Jin-Tian, Xie Yong-Fang, Yang Chun-Hua. Monitoring of incipient rotor bars broken fault in traction motors based on RVMD method. *Control and Decision*, 2018, **33**(3): 497–502
(尹进田, 谢永芳, 阳春华. 基于 RVMD 的牵引电机转子初期断条故障监测. 控制与决策, 2018, **33**(3): 497–502)
- 26 Yang X Y, Yang C H, Peng T, Chen Z W, Liu B, Gui W H. Hardware-in-the-loop fault injection for traction control system.

IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2018, **6**(2): 696–706

- 27 Yin J T, Xie Y F, Peng T, Yang C H, Chen Z W. Current characteristics analysis and fault injection of an early weak fault in broken rotor bar of traction motor. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, **1**(1): 1–8
- 28 Peng T, Tao H W, Yang C, Chen Z W, Yang C H, Gui W H, Karimi H R. A uniform modeling method based on open-circuit faults analysis for npc-three-level converter. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II—Express Briefs*, 2019, **66**(3): 457–461



尹进田 中南大学自动化学院博士研究生. 2004 年获得湖南工程学院学士学位. 主要研究方向为牵引传动控制系统故障仿真与诊断.

E-mail: yinjintian0115@163.com

(**YIN Jin-Tian** Ph.D. candidate at the School of Automation, Central

South University. He received his bachelor degree from Hunan Institute of Engineering in 2004. His research interest covers fault simulation and fault diagnosis of traction drive control systems.)



谢永芳 中南大学自动化学院教授. 1999 年获得中南大学博士学位. 主要研究方向为复杂工业过程建模与控制, 分散鲁棒控制, 故障诊断.

E-mail: yfxie@csu.edu.cn

(**XIE Yong-Fang** Professor at the School of Automation, Central South

University. He received his Ph.D. degree from Central South University in 1999. His research interest covers modeling and control of complex industrial processes, decentralized robust control, and fault diagnosis.)



陈志文 中南大学自动化学院讲师. 2016 年获得德国杜伊斯堡 – 埃森大学博士学位. 主要研究方向为基于模型和数据驱动的故障诊断技术. 本文通信作者.

E-mail: zhiwen.chen@csu.edu.cn

(**CHEN Zhi-Wen** Lecturer at the

School of Automation, Central South University. He received his Ph.D. degree from University of Duisburg-Essen, Germany in 2016. His research interest covers model-based and data-based fault diagnosis. Corresponding author of this paper.)



彭涛 中南大学自动化学院教授. 2005 年获得中南大学博士学位. 主要研究方向为复杂系统的故障诊断与容错控制.

E-mail: pandtao@csu.edu.cn

(**PENG Tao** Professor at the School of Automation, Central South

University. She received her Ph.D. degree from Central South University in 2005. Her research interest covers fault diagnosis and fault tolerant control for complex systems.)



杨超 中南大学自动化学院博士研究生. 2014 年获得重庆科技学院学士学位. 主要研究方向为牵引传动控制系统的故障诊断与健康监测.

E-mail: chaoyang@csu.edu.cn

(**YANG Chao** Ph.D. candidate at the School of Automation, Central South

University. He received his bachelor degree from Chongqing University of Science and Technology in 2014. His research interest covers fault diagnosis and healthy monitoring of traction drive control systems.)