

DOI: 10.20271/j.cnki.1673-9833.2026.1005

基于概率 Petri 网的牵引系统功能故障实时诊断

李启明¹, 成正林², 李学明², 陈志文³, 刘建华⁴

(1. 湖南省特种设备检验检测研究院 株洲分院, 湖南 株洲 412000; 2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082; 3. 中南大学 自动化学院, 湖南 长沙 410083; 4. 湖南工业大学 交通与电气工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对列车运行途中牵引系统报出功能故障后无法实时精准定位故障源的难题, 提出了一种基于概率 Petri 网的实时诊断方法。通过挖掘功能故障相关故障源与工况事件间的动态时序变化规律, 建立了各种故障源对应的概率 Petri 网模型, 并基于实时计算模型输出概率值进行诊断决策, 实现了功能故障的快速精准定位。基于逆变过流故障的现场案例数据测试表明, 所提方法能实现导致逆变过流的 6 类典型故障源精准定位, 诊断响应时间小于 0.1 s。相较于阈值检测与离线诊断方法, 所提方法通过动态权重调整与并发故障概率叠加, 显著提升了非平稳工况下的诊断实时性与鲁棒性, 为牵引传动系统功能故障的实时诊断与差异化保护策略实施提供了有效的解决方案。

关键词: 牵引传动系统; 功能故障; 概率 Petri 网; 工况事件; 实时诊断

中图分类号: TM922

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2026)01-0033-07

引文格式: 李启明, 成正林, 李学明, 等. 基于概率 Petri 网的牵引系统功能故障实时诊断 [J]. 湖南工业大学学报, 2026, 40(1): 33-39.

Real-Time Diagnosis of Traction System Functional Failure Based on Probabilistic Petri Nets

LI Qiming¹, CHENG Zhenglin², LI Xueming², CHEN Zhiwen³, LIU Jianhua⁴

(1. Hunan Institute of Special Equipment Inspection and Testing, Zhuzhou Branch, Zhuzhou Hunan 412000, China;

2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

3. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China;

4. School of Transportation and Electrical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: A real-time diagnosis method, which is based on probabilistic Petri nets, has been proposed to solve the problem of inability to accurately locate the real-time fault source when the traction system reports a functional failure during train operation. By mining the dynamic temporal series change law between the fault source related to functional faults and operating events related to functional faults, a probabilistic Petri net model corresponding to various fault sources has been established, with the diagnosis decision to be made based on real-time calculation model output probability values, thus achieving a rapid and accurate location of functional faults. Based on on-site case data testing of inverter overcurrent faults, the proposed method can accurately locate six types of typical fault sources that lead to inverter overcurrent, with a diagnostic response time of less than 0.1 s. Compared with threshold detection and offline diagnosis methods, this method significantly improves the real-time diagnosis with its robustness under non-stationary conditions by dynamically adjusting weights and superimposing concurrent fault probabilities, thus providing an effective solution for traction transmission system functional faults as well as implementation of differentiated protection strategies.

收稿日期: 2025-04-10

基金项目: 湖南省科技创新计划基金资助项目 (2023RC1047)

作者简介: 李启明, 男, 湖南省特种设备检验检测研究院工程师, 主要研究方向为设备检测检验与故障诊断技术,

E-mail: 1340419953@qq.com

Keywords: traction transmission system; functional failure; probabilistic Petri net; working condition event; real-time diagnosis

1 研究背景

牵引传动系统（简称“牵引系统”）被誉为列车的“心脏”，其运行可靠性会直接影响行车安全与运输效率^[1-3]。然而，因系统长期暴露于复杂电磁环境与动态载荷工况下，可能导致传感器信号漂移、功率器件老化等隐患，且这些隐患易引发连锁故障。尤其在非平稳工况（如运用工况变化、系统控制模式切换^[4]等）下，传统的诊断方法难以兼顾实时性与鲁棒性，亟需探索有效的实时诊断策略。

牵引控制系统通过监测系统各类传感器（如电压、电流、速度等）和开关量信号（如主断路器状态、接触器状态、变流器模块元件状态等）等硬线信号，并结合系统内部状态信息进行综合判断，实现系统内部各异常状态简易诊断功能。工程应用中通常将牵引系统故障分成物理故障和功能故障两类。物理故障又称部件故障，指系统零部件本体故障，如传感器故障、接触器卡分故障、电机匝间短路等；功能故障指由物理故障引发的系统功能异常，又称系统故障，其通常通过监测系统电压、电流等传感器采样值进行判断，若检测数值超过其允许范围，则报出相关功能故障。如中间直流过压、逆变输出过流等^[5]。

系统发生物理故障时，通常会出现控制发散，其监测信号快速超出设定阈值，报出相关功能故障。从出现故障至报出功能故障这段时间（称“诊断黄金周期”^[6]）很短，为了避免故障进一步扩大，系统将执行预定的保护策略，包括断开主断路器、断开充电/短接接触器、封锁四象限整流器脉冲等保护动作。

关于牵引系统功能故障诊断问题，目前已有少量研究成果。文献[7]针对牵引系统功能故障诊断问题，提出一种基于径向基函数神经网络（radical basis function, RBF）故障诊断方法及其诊断平台，并以逆变过流故障为例，对所提方法进行了详细介绍。文献[8]将 EOVW（energy of variation wavelet）指数与决策树算法相结合，提出了一种逆变过流故障的分类识别方法，并基于 HXd1C 型机车现场故障案例数据，验证了所提方案的有效性。文献[9]提出一种基于小波包分解与集成学习模型-梯度提升决策树相结合的故障分类方法，对导致牵引系统四象限输入过流的 3 类故障原因进行递归二分类，实现了准确的故障定

位。上述方法属于离线诊断方法，车载部署较为困难，实时性较差，无法满足运行中发生功能故障后乘务员的快速故障应急处置需求。文献[10]针对牵引系统主回路接地故障，提出了一种基于典型相关分析（canonical correlation analysis, CCA）的实时诊断方法，实现了主回路各类接地故障的实时诊断定位。文献[11]通过分析主回路接地故障机理，构建了相关的特征指标，并考虑其相关性，提出了一种基于特征 CCA 的主回路接地诊断方法，提升了传统 CCA 方法在故障检测率（fault detect rate, FDR）、正确隔离率（correct isolation rate, CIR）等指标的诊断性能。然而此类方法^[10-11]仅适用于平稳过程，而牵引系统在运行过程中会经历多个运行工况，系统监测信号变化规律呈典型非平稳特点。文献[12]提出了基于时序特征模式匹配的在线诊断框架，通过工况事件序列匹配提升实时性，然而其刚性规则易因时序模式相似而导致误判。

概率 Petri 网（probabilistic Petri net, PPN）^[13]因具逻辑建模与概率推理双重优势，在动态系统诊断中展现出较大潜力。因此，本文将工况事件时序特征与 PPN 结合，提出一种面向非平稳过程的牵引系统功能故障实时诊断方法：首先，基于系统机理和现场故障案例数据，分析并提取多工况事件集，总结与具体功能故障强关联的各种故障源工况事件时序变化规律，建立各种故障源对应的 PPN 模型；其次，通过概率权重量化事件的不确定性，实现故障概率的在线迭代计算；最后，结合现场数据验证所提出方法的工程适用性。本方法突破了传统诊断模型对平稳信号的依赖，为牵引系统功能故障实时精准溯源提供了解决方案。

2 牵引系统控制与故障检测原理

机车和动车组典型牵引传动系统主电路如图 1 所示，主要由网侧高压电路、牵引变压器、牵引变流器（包括四象限整流器、中间直流回路、牵引逆变器等），以及牵引电机等部件构成^[10]。牵引工况下，单相 AC 25 kV 交流电经过受电弓、主断路器等进入牵引变压器原边绕组，经牵引变压器降压后产生较低电压等级的单相交流电，然后经过牵引变流器的交—

直-交变换, 转换成三相变压变频 (variable voltage and variable frequency, VVVF) 交流电驱动牵引电机, 通过齿轮传动装置将牵引力矩传递至车轴, 从而控制列车以不同速度和牵引力前进。在制动工况下, 可通过控制调节将制动能量反馈到供电网, 从而实现能量的高效利用。牵引系统的控制与诊断功能由安装于牵引变流器内的牵引控制单元 (traction control unit, TCU) [14] 实现。以“逆变输出过流”这一功能故障为例 [15], 其故障检测原理如下: TCU 实时采集逆变输出电流 (对应图 1 中 A 相电流传感器 LH2 和 B 相

电流传感器 LH3 采样值 i_a 和 i_b), 当监测到 i_a 或 i_b 的电流绝对值超过设定阈值 I_{th} , 即 $|i_a| > I_{th}$ 或 $|i_b| > I_{th}$ 时, 将报出“逆变输出过流”故障, 并执行相应的故障保护动作, 从而避免了故障扩大化。

多年的批量运用数据表明: 引起逆变输出过流故障的主要原因有传感器故障 (速度、电机电流、中间直流电压), 逆变器绝缘栅双极型晶体管 (insulated gate bipolar transistor, IGBT) 开路、短路故障, 牵引电机故障, 牵引电机过载, 轮对空转, 中间直流电压波动等。

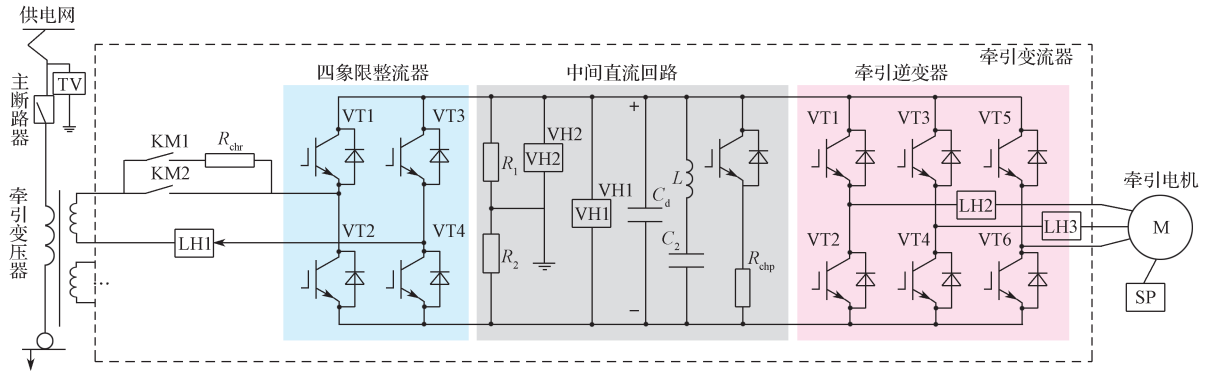


图 1 机车和动车组牵引传动系统典型主电路原理图

Fig. 1 Typical main circuit schematic diagram of the locomotive and EMU traction drive system

3 基于 PPN 模型的实时故障诊断算法

3.1 所提算法基本思路

本文所提基于工况事件 PPN 模型的功能故障实时诊断算法原理框图见图 2, 包括离线设计与在线实现两个阶段。

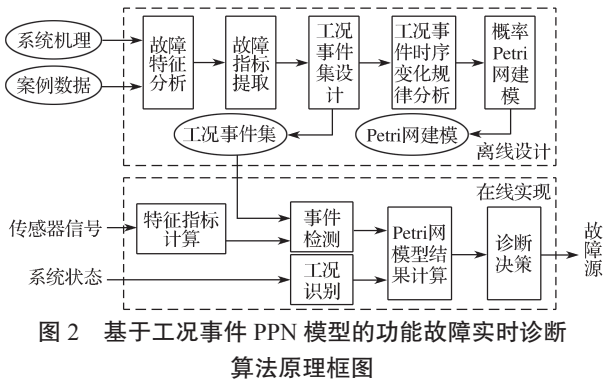


图 2 基于工况事件 PPN 模型的功能故障实时诊断算法原理框图

Fig. 2 Principle block diagram of functional fault real-time diagnosis algorithm based on PPN model of working condition events

离线设计阶段, 基于故障案例数据和系统机理知识, 对待诊断功能故障的故障特征进行分析, 提取相关特征指标并设计对应的工况事件集, 然后总结与具体功能故障强关联的各种故障源的工况事件时序变化规律, 建立各种故障源 PPN 模型。在线实现阶段, TCU 实时采集相关传感器信号及牵引系统状态, 计

算并判断工况事件集中包含的各事件是否满足成立条件, 然后基于工况事件判断结果对 PPN 模型进行计算, 再基于 PPN 模型计算结果进行诊断决策, 输出概率最大的故障类型作为诊断结果。

3.2 工况事件 Petri 网建模

PPN 以网络图形式描述系统中有逻辑关系的各种活动, 其系统行为可通过五元组 $PN=(P, T, F, W, M_0)$ 描述的有向无环图进行表征。PN 的 5 个元素中, P 和 T 分别为库所、变迁的有限集; F 为库所与变迁两者间的有向弧集合, W 为 F 中各有向弧概率权重, M_0 为 P 中各库所令牌 (token) 获取概率初始状态集 [13]。

在牵引系统中, 事件可表示为 TCU 采集的传感器信号或控制系统内部状态信息, 如传感器采样值超限、接触器动作等。记不同工况下可能的事件集 S_E 为 $S_E=\{E_j, j=1, 2, \dots, N_E\}$, 其中, N_E 为所有可能事件的最大数目。系统可能经历的工况集合 S_W 描述为 $S_W=\{W_i, i=1, 2, \dots, N_W\}$, 其中, N_W 为工况数目。

假设某功能故障对应的故障源 C_x 发生时, 存在一种可能的故障模式, 如式 (1) 所示, 则其 PPN 诊断模型可描述为图 3 所示, 图中 p_1 、 p_2 、 p_3 等表示变迁 t_1 、 t_2 和 t_3 触发的概率。

$$W_{i_1}:E_{j_1} \rightarrow W_{i_2}:E_{j_2} \rightarrow W_{i_3}:E_{j_3}, \quad (1)$$

式中: “ $\rightarrow$ ” 为工况转换符号; W_{i_1} 、 W_{i_2} 、 $W_{i_3} \in S_W$,

为故障 C_x 出现后可能经历的工况; $E_{j_1}, E_{j_2}, E_{j_3} \in S_E$, 为与经历各工况对应的事件集合。

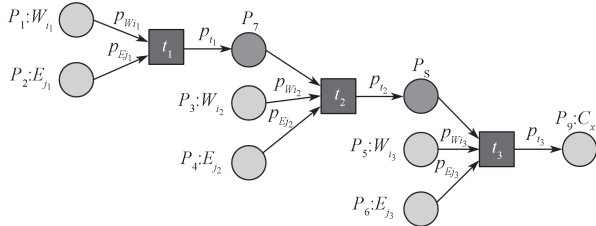


图3 工况事件 Petri 网诊断模型示例

Fig. 3 Illustration of Petri net diagnosis model for working condition events

3.3 诊断决策

完成各种故障源 C_x ($x=1, 2, \dots, N_c$) 的 PPN 建模后, 可根据图 2 所示诊断策略进行实时诊断。通过实时采集系统状态和传感器信号, 进行工况和事件识别, 并基于识别结果进行 PPN 模型计算, 求出各种故障源 C_x 对应的最终概率值 p_{C_x} ; 然后基于各最终概率值进行诊断决策。其决策逻辑如式 (2) 所示。

$$F = C_x, x = \arg \max(p_{C_x}). \quad (2)$$

式中, p_{C_x} ($x=1, 2, \dots, 6$) 为基于当前输入工况事件根据诊断模型计算出的故障类型为 C_x 的概率。

4 诊断应用实例

下面以牵引系统中常见的逆变过流故障为例, 对所提实时诊断方法进行验证。

4.1 故障相关工况事件分析

牵引系统运用过程中, 可根据主电路相关部件的不同工作情况, 将其分成 $W_0 \sim W_5$ 共 6 个运用工况, 列车牵引系统启机过程或故障重投过程一般依次经历工况 $W_0 \sim W_5$ 或其中的一个或几个工况^[16]。牵引系统运行过程中主要经历的工况如表 1 所示。

表1 牵引系统运行工况说明

Table 1 Description of traction system operation conditions

工况	工况说明	对应主电路中部件工作状态				
		主断路器	充电接触器	短接接触器	四象限整流器	牵引逆变器
W_0	低压	0	0	0	0	0
W_1	充电前期	1	0	0	0	0
W_2	预充电	1	1	0	0	0
W_3	短接	1	0	1	0	0
W_4	四象限运行	1	0	1	1	0
W_5	逆变运行	1	0	1	1	1

根据故障影响程度的不同, TCU 将检测到的不同类别故障采取不同的保护动作, 执行不同故障保护动作后的系统工况转移关系如图 4 所示。

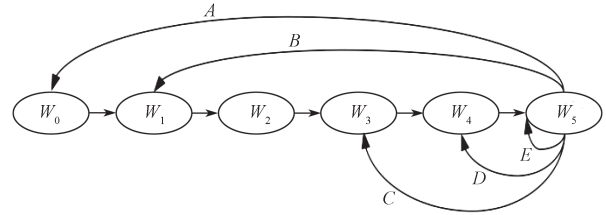


图4 牵引系统不同保护动作与工况转移关联关系图

Fig. 4 Correlation diagram between different protection actions and traction system working condition transfer

基于系统机理和现场故障案例的统计分析, 导致逆变过流的主要故障源如表 2 所示。

表2 逆变过流相关故障源

Table 2 Related fault sources of the inverter overcurrent

序号	故障源类型	类型说明
1	C_1	速度传感器信号故障
2	C_2	逆变输出电流传感器故障
3	C_3	中间电压传感器故障
4	C_4	逆变器模块故障
5	C_5	逆变器模块输出脉冲丢失
6	C_6	牵引电机故障

与逆变过流故障相关联的系统监测信号主要有传感器 VH1、LH2、LH3、SP 采样信号。提取与牵引系统逆变过流强度相关的特征量如表 3 所示。

表3 与各传感器信号相关的特征指标

Table 3 Characteristic indicators related to corresponding sensor signals

序号	指标	相关传感器	符号
1	归一化瞬时值	VH1、LH2、LH3、SP	U_d, i_a, i_b, V_n
2	方差	VH1、SP	$D_x - U_d, D_x - V_n$
3	周期最小值	VH1	$C_{\min} - U_d$
4	周期峰值	LH2、LH3	$A_{\text{mpC}} - i_a, A_{\text{mpC}} - i_b$
5	大数值持续时间	LH2、LH3	$G_T - i_a, G_T - i_b$
6	负序电流占比	LH2、LH3	$R_{\text{t-NSC}}$

本研究中的主要特征指标定义说明如下:

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

$$D_x(k) = \frac{1}{N_s - 1} \sum_{i=1}^{N_s} (x(k-i+1) - E_x(k))^2, \quad (4)$$

$$C_{\min}(k) = \min(x(k), x(k-1), \dots, x(k-N_s+1)), \quad (5)$$

$$C_{\max}(k) = \max(x(k), x(k-1), \dots, x(k-N_s+1)), \quad (6)$$

$$A_{\text{mpC}}(k) = \max(|C_{\max}(k)|, |C_{\min}(k)|), \quad (7)$$

$$G_T(k) = T_s \cdot \text{count} \sum_{j=1}^{N_s} x(k-j+1),$$

$$j \in \{1, 2, \dots, N_s\}, \text{ 且 } |x(k-j+1)| > h; \quad (8)$$

$$R_{\text{t-NSC}}(k) = A_{\text{mpC}}^{\text{NSC}}(k) / A_{\text{mpC}}^{\text{PSC}}(k). \quad (9)$$

式 (9) 中: $A_{\text{mpc}}^{\text{NSC}}$ 和 $A_{\text{mpc}}^{\text{PSC}}$ 分别为基于电机电流计算出来的负序电流和正序电流幅值; k 为系统运行时刻; $N_s = T_c / T_s$ 为周期采样数据个数, 其中 T_s 和 T_c 分别为数据采样周期和计算周期; h 为阈值参数。

基于表 3 中传感器信号特征量, 分析总结与逆变过流相关联的故障对应事件, 部分示例见表 4。

表 4 逆变过流故障事件集部分示例

Table 4 Partial illustration of inverter overcurrent

fault event sets		
序号	事件代号	事件定义
1	E_1	$C_{\text{Min}} - U_d$ 大于设定阈值
2	E_9	$D_x - V_n$ 大于设定阈值
3	E_{10}	$D_x - V_n$ 小于设定阈值超过设定时间
4	E_{11}	V_n 大于设定阈值
5	E_{12}	V_n 小于设定阈值
6	E_{13}	i_a 绝对值大于设定阈值
7	E_{14}	i_b 绝对值大于设定阈值
8	E_{26}	V_n 大于设定阈值超过设定时间
9	E_{27}	V_n 小于设定阈值超过设定时间

$$\mathbf{M}^1 = [W_5 \ E_1 \ E_9 \ E_{10} \ E_{13} \ E_{26} \ E_{27} \ W_4 \ E_{12} \ E_{11} \ E_1 \ P_{12} \ P_{13} \ C_1],$$

$$\mathbf{A}_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & 0.9 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 & -1 & 0 & -1 & 0.9 \end{bmatrix},$$

式中, 状态集合向量 $\mathbf{M}^1$ 中的 P_{12} 、 P_{13} 为不同基本型连接产生的中间库所。

最终计算出的库所 C_1 对应的概率值即为故障类

4.2 故障概率 PETRI 网建模

导致逆变过流的各种故障源中, 速度传感器信号故障^[17]是最常见的故障。因此, 以速度传感器信号故障导致牵引电机过流故障为例来介绍其 PPN 建模, 其部分故障模式如表 5 所示。

表 5 逆变过流相关故障模式示例

Table 5 Illustration of inverter overcurrent related fault modes

模式代号	故障类型	工况事件时序特征模式
M01		$W_5: \{E_1, E_{10}, E_{13}, E_{26}\} \rightarrow W_4: \{E_1, E_{12}\}$
M02	C_1	$W_5: \{E_1, E_{10}, E_{13}, E_{27}\} \rightarrow W_4: \{E_1, E_{11}\}$
M03		$W_5: \{E_1, E_9, E_{13}\}$

则以故障模式 M01~M03 构建故障类型 C_1 (速度传感器信号故障) 的 PPN 诊断模型如图 5a 所示。PPN 的关联矩阵可基于文献 [13] 中式 (2) 进行计算。以故障类型 C_1 为例, 其网络模型如图 5a 所示, 共包含 5 个变迁与 14 个库所, 因此其关联矩阵为一个 5×14 的矩阵, 其状态集合向量 $\mathbf{M}^1$ 以及关联矩阵 $\mathbf{A}_1$ 可基于有向弧上的概率值计算得出, 计算式如下:

型 C_1 的可能性。

同理, 可分析得出 $C_2 \sim C_6$ 的 Petri 网诊断模型 $\text{PN}_2 \sim \text{PN}_6$ (如图 5b~f 所示) 及其关联矩阵 $\mathbf{A}_2 \sim \mathbf{A}_6$ 。

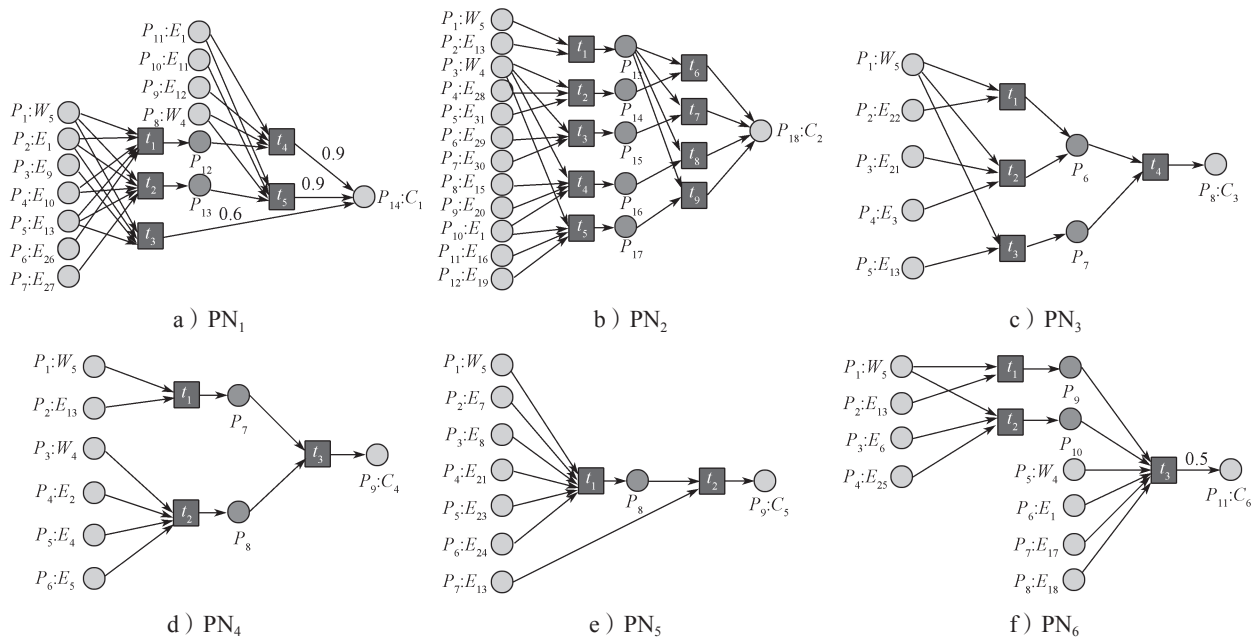


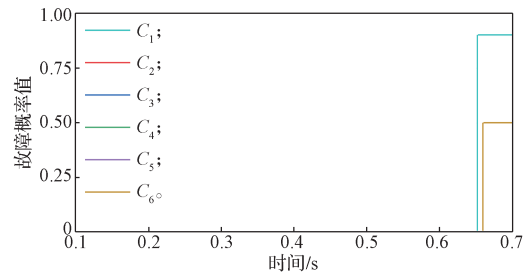
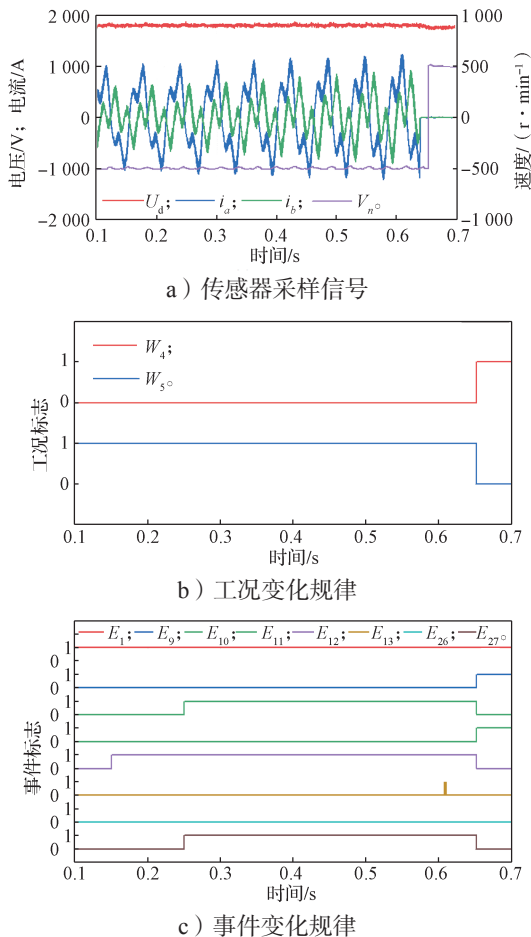
图 5 PPN 诊断模型 $\text{PN}_1 \sim \text{PN}_6$

Fig. 5 PPN diagnosis models $\text{PN}_1 \sim \text{PN}_6$

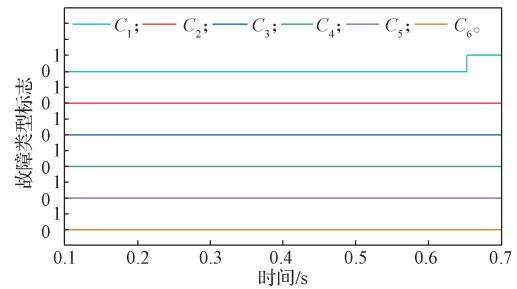
4.3 故障决策

完成逆变过流故障的概率 Petri 网建模后,可实时采集系统状态和相关传感器信号,进行工况和事件识别,并基于识别结果进行 PPN 模型计算,求出故障类型 $C_1 \sim C_6$ 对应的最终概率值 p_{C_i} ($i=1, 2, \dots, 6$);然后基于各最终概率值采用式(2)进行诊断与决策。

图6为现场出现的一起因速度传感器信号断线引起的逆变过流案例。由图6a可知A、B相电流传感器采样值 i_a 和 i_b 明显异常,呈单肩或双肩形态,且逐渐发散。约在 $t=0.64$ s时,由于 i_a 超出阈值,TCU封锁牵引逆变器脉冲, i_a 、 i_b 均降至0 A。故障后, V_n 方向发生变化,从负值变成等数值正值。整个故障过程中相关工况和事件变化规律见图6b、6c。系统先后经历工况 W_5 和 W_4 ,约 $t=0.65$ s时,系统运行工况从 W_5 切换至 W_4 。工况 W_5 时,约 $t=0.61$ s时,系统同时检测到事件集 $\{E_1, E_{10}, E_{13}, E_{27}\}$;工况 W_4 时,约 $t=0.66$ s时,系统同时检测到事件集 $\{E_1, E_{11}\}$ 。从图6d和6e可看出,约0.66 s时,PPN模型计算输出的故障类型 C_1 和 C_6 故障概率 p_{C_i} 先后从0变化至0.9和0.5,基于诊断决策式(2),系统诊断出故障类型为 C_1 (图6e中变量 C_1 从0变为1),与现场故障数据对应的故障类型一致。



d) 不同故障类型的故障概率计算值



e) 故障诊断结果

图6 逆变过流故障诊断测试结果

Fig. 6 Inverter overcurrent fault diagnosis test results

5 结语

本文针对牵引系统功能故障精准溯源难题,提出了一种基于 PPN 模型的实时诊断方法。其通过 PPN 模型量化事件不确定性,避免因时序规则刚性匹配导致误判,同时实现了典型功能故障(逆变过流)的6类故障源快速定位,响应时间小于0.1 s,验证了模型在实时性、鲁棒性方面的优势。该方法物理意义清晰、结构简洁,可直接集成至现有车载控制系统,为牵引系统维护提供决策支持,降低运维成本。

未来可将该方法扩展至牵引系统其他典型功能故障(如直流过压、输入过流等)的诊断场景,进一步提升该方法的普适性与智能化水平。

参考文献:

- [1] CHEN H T, JIANG B, DING S X, et al. Data-Driven Fault Diagnosis for Traction Systems in High-Speed Trains: A Survey, Challenges, and Perspectives[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(3): 1700–1716.
 - [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 Donghua, JI Hongquan, HE Xiao. Fault Diagnosis Techniques for the Information Control System of High-Speed Trains[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(7): 1153–1164.

- [3] 尹进田, 谢永芳, 陈志文, 等. 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[J]. 自动化学报, 2020, 46(1): 47-57.
YIN Jintian, XIE Yongfang, CHEN Zhiwen, et al. Fault Tracing Method Based on Fault Propagation and Causality with Its Application to the Traction Drive Control System[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 47-57.
- [4] 刘建华, 聂睿. 总量一致的机车牵引力优化分配方法[J]. 湖南工业大学学报, 2019, 33(4): 54-58.
LIU Jianhua, NIE Rui. An Optimal Distribution Method of Locomotive Traction with Consistent Total Quantity[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2019, 33(4): 54-58.
- [5] 何平. 交流传动电力机车主电路保护技术分析[J]. 铁道机车车辆, 2021, 41(1): 76-79.
HE Ping. Analysis on Main Circuit Protection Technology for AC Drive Electric Locomotive[J]. Railway Locomotive & Car, 2021, 41(1): 76-79.
- [6] 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.
LI Xueming, LIU Kan, CHEN Zhiwen, et al. Real-Time Joint Diagnosis Method of Multi Sensor Fault for Traction Drive System Based on Structural Analysis and Extreme Learning Machine[J]. Control and Decision, 2025, 40(5): 1590-1598.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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, 138.
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, 138.
- [10] CHEN Z W, LI X M, YANG C, et al. A Data-Driven Ground Fault Detection and Isolation Method for Main Circuit in Railway Electrical Traction System[J]. ISA Transactions, 2019, 87: 264-271.
- [11] 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.
- [12] 李学明, 徐绍龙, 倪大成, 等. 基于时序特征模式识别的牵引电机过流实时诊断[J]. 电机与控制应用, 2021, 48(10): 77-83.
LI Xueming, XU Shaolong, NI Dacheng, et al. Real-Time Diagnosis of Traction Motor Over-Current Based on Time-Series Feature Pattern Recognition[J]. Electric Machines & Control Application, 2021, 48(10): 77-83.
- [13] 赵熙临, 周建中, 刘辉. 基于概率 Petri 网的故障诊断模型研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(24): 224-227.
ZHAO Xilin, ZHOU Jianzhong, LIU Hui. Research of Fault Diagnostic Model Based on Probability Petri Nets[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(24): 224-227.
- [14] 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.
- [15] 罗铁军, 徐培刚, 丁培义, 等. HXd1C型电力机车逆变过流故障分析[J]. 机车电传动, 2014(6): 104-110.
LUO Tiejun, XU Peigang, DING Peiyi, et al. Analysis of Inverter Overcurrent Fault of HXd1C Electric Locomotive[J]. Electric Drive for Locomotives, 2014(6): 104-110.
- [16] 成正林, 李学明, 徐绍龙. 基于工况事件时序特征的牵引变压器次边短路故障实时诊断与保护[J]. 铁道机车车辆, 2022, 42(5): 17-25.
CHENG Zhenglin, LI Xueming, XU Shaolong. Real-Time Diagnosis and Protection of Secondary-Side Short-Circuit Fault in Traction Transformer Based on Time Series Characteristic Pattern of Working-Conditions and Events[J]. Railway Locomotive & Car, 2022, 42(5): 17-25.
- [17] 罗铁军, 彭军华, 彭江山. HXd1C型电力机车速度信号故障分析[J]. 机车电传动, 2014(4): 57-60, 69.
LUO Tiejun, PENG Junhua, PENG Jiangshan. Speed Signal Fault Analysis of HXd1C Electric Locomotive[J]. Electric Drive for Locomotives, 2014(4): 57-60, 69.

(责任编辑: 廖友媛)