

# 基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法

王靖宇, 侯梦龙, 李东璐, 吕国强, 周玉权

(南方电网调峰调频发电有限公司运行分公司, 广东 清远 513207)

**摘要:** 变电站中可能出现多种故障类型, 例如电压异常、电流过载、短路等。不同类型的故障会对变电过程产生不同的影响, 导致故障具有不确定性, 诊断难度较大。为此, 提出基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法。通过时间窗算法与模糊C均值算法分配变电站信号实行隶属度, 将故障信号精准分配。定义一个条件状态模糊Petri网模型, 基于该网络的动态置信度推理机制完成变电站的多重故障诊断。实验结果表明, 所提方法的变电站多重故障诊断准确度更好, 所得诊断结果可置信度更高, 更适合实际应用。

**关键词:** 变电站; 信号隶属度; 模糊C均值; Petri网; 故障诊断

**中图分类号:** TP183; TM63 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-7241(2025)07-0023-05

## Multi-fault Diagnosis Method for Substation

### Based on Petri Net Technology

WANG Jingyu, HOU Menglong, LI Donglu, LV Guoqiang, ZHOU Yuquan

(CSGES Operation Management Branch Company, Qingyuan 513207, China)

**Abstract:** Many types of faults may occur in substations, such as voltage anomalies, current overloads, short circuits, etc. Different types of faults can have different impacts on the power transformation process, leading to uncertainties in the fault and greater difficulty in diagnosis. Therefore, a multi fault diagnosis method for substations based on Petri net technology is proposed. The substation signals are allocated through the time window algorithm and the fuzzy C-means algorithm to implement the degree of membership, and the fault signals are accurately allocated. A conditional state fuzzy Petri net model is defined, and based on the dynamic confidence reasoning mechanism of the network, multiple fault diagnosis for substations is completed. The experimental results show that the proposed method has better accuracy and higher reliability in diagnosing multiple faults in substations, making it more suitable for practical applications.

**Keywords:** substation; signal membership; fuzzy C-means; Petri net; fault diagnosis

## 0 引言

当今电力系统的运行环境趋于复杂, 同时也面临着越来越严峻的挑战。因此, 需要进一步研究和开发高效、可靠的变电站多重故障诊断技术, 以实现更加智能、高效的电力系统监控和管理<sup>[1-2]</sup>。变电站作为电网运行的枢纽, 及时对其实行故障检测, 帮助工作人员排除故障原因, 保证其正常运行是电力系统研究的重点问题。目前国内外多采用神经网络、Petri网、故障树等方法完成变电站的故障诊断。但当前的变电站故障诊断技术仍不能很好地完成多重故障诊断, 随着Petri网技术的发展, 为这一方法带来新的可能, 因此提出基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法。该方法的研究有望为变电站故障诊断方法带来新的技术支持, 具有重要现实应用作用。

张天忠等<sup>[3]</sup>通过希尔伯特-黄变换方法提取变电站故

障录波数据中的电流故障特征; 建立卷积神经网络模型, 并对其实行训练; 使用训练好的卷积神经网络模型完成变电站的故障诊断。该方法存在不能完成多重故障诊断的问题。梁文武等<sup>[4]</sup>通过粗糙集简约算法和子区域划分算法在变电站子区域内建立故障规则集; 通过二元推理脉冲神经网络模型完成变电站的故障诊断。该方法存在故障检测准确度低的问题。肖发龙等<sup>[5]</sup>通过深度学习技术提取变电站多模态数据; 通过知识图谱方法融合变电站多模态信息为故障知识图谱; 通过YOLOv4算法完成变电站故障诊断。该方法存在故障诊断效率低的问题。Mohammed等<sup>[6]</sup>提出电力暂态分析仪程序在132 kV变电站低压系统优化与故障诊断中的应用。使用电气瞬态分析仪程序模拟器进行的功率流分析。但是, 由于该方法没有考虑变电故障的多重性, 导致其应用受限。

为了解决上述方法中存在的问题, 提出基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法。

\*基金项目: 中国南方电网贵阳供电局科技项目(0601002022030103ES00004)

收稿日期: 2023-10-13

### 1 信号分配

在变电站中,各个设备、设施均有独立监测信号,并且这些信号之间互相影响,信号分配也能够为故障分析提供更加详细和准确的信息,以便评估问题的严重程度,并采取必要的措施来修复故障。本文通过时间窗算法与模糊C均值算法对采集到的变电站信号完成隶属度分配。当对变电站信号实行规则分配时,存在一条信号只隶属于一条规则的情况,也存在一条信号同时符合两条或两条以上规则的情况,针对此种情况,采取不同的信号分配规则。当变电站信号只属于一条规则时,通过时间窗算法完成信号的分类。因此,故障发生时,告警信号呈现离散型分布在“时间窗”内,此刻要求时间窗的时间不能过长或过短,否则将出现录进无用信号或者遗漏信号的情况。

用  $t$  表示时间窗  $[s_1, s_2]$  的规则,  $b$  为聚类中心,信号  $d$  与规则  $t$  对应的隶属度函数  $V(x)$  为

$$V(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x < b - 0.5s_2 \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{2\pi}{s_2 - s_1} (c - b - \frac{s_1 + s_2}{4}), & \text{if } b - 0.5s_2 \leq x \leq b - 0.5s_1 \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin \frac{2\pi}{s_2 - s_1} (c - b - \frac{s_1 + s_2}{4}), & \text{if } x > b - 0.5s_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $x$  表示变电设备信号接收时间。

当变电站信号位于两条或者两条以上的规则时,通过模糊C均值算法完成信号的隶属度分配。

第  $k$  个信号隶属于第  $o$  个规则的目标函数  $K$  公式表达如下:

$$K = \frac{\sum_{o=1}^v \sum_{k=1}^n i_{ok}^2 d_{ok}^2}{V(x)} \quad (2)$$

式中,  $i_{ok}^2$  表示划分规则矩阵,  $d_{ok}$  表示聚类中心与信号的欧几里得距离。

目标函数  $K$  的约束条件为

$$\sum_{o=1}^v \sum_{k=1}^n K_{ok} = 1 \quad (3)$$

利用隶属系数建立含有目标约束的隶属分配函数为

$$D(\text{Subordination degree}) = \lambda \cdot K \quad (4)$$

式中,  $\lambda$  表示隶属系数。

基于此,完成变电站信号的隶属分配。

### 2 Petri 网定义

变电站多重故障是指在一个变电站内同时发生多种不同类型的故障,由多个因素综合作用导致,具有非线性

和不确定性。因此,该故障通常具有突发性特征,预测难度较大。相较于传统Petri网模型,模糊Petri网模型更适合不确定性问题,可以描述不确定性、模糊性和复杂性等非精确因素。首先,定义一个条件状态模糊Petri网,以对变电站多重故障实行推理诊断<sup>[7]</sup>。

**定义1:** 定义一个八元组模糊Petri网。

(1) 用  $M=(A, T, S)$  表示Petri网,该网满足如下条件。  $A$  表示节点的初始标识,  $T$  表示变迁的发生时间规则,  $S$  表示Petri网的终止条件:

1)  $\forall t \in T, t$  表示某一时刻变迁的发生时间规则,其前置或后置库所集可用  $\cdot t(t \cdot)$  表示;

2)  $S=S^+ \cup S^-$  表示Petri网的有向终止集合。

(2)  $(A, t)$  表示Petri网的初始标识的时间规则,其标准权值用  $e$  表示,即:

$$\sum_{A \in \cdot t} e(A, t) = 1 \quad (5)$$

(3)  $O: A \times T \rightarrow N$  代表变迁输出函数,  $N$  表示非负数整数集。

(4)  $P: A \times T \rightarrow N$  代表变迁输入函数,在此之中,  $N$  表示非负数整数集。

(5)  $g: N \rightarrow [0, 1]$  表示变迁集的可信度。

(6)  $v: N \rightarrow [0, 1]$  表示变迁集的置信度。

(7) 八元组Petri网运行规则如下:

当变迁  $t \in T$ , 转移控制函数大于阈值且节点的初始标识约束下反生控制规则为  $A: \cdot a = \varphi \rightarrow Q_0(a) \neq 0 \vee Q_0(a) \neq Q_{0+1}(a) (o > 1)$  时,该变迁  $t$  具有反生权,其在反生后的标识公式表达如下:

$$Q_{0+1}(a) = \begin{cases} \max \{G(t) \times e(T, a), Q_0(a)\}, & \text{if } a \in t \\ Q_0(a), & \text{if } a \in t \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $a$  表示变迁的前置或后置标识集,  $Q_0(a)$  表示变迁后的反生标识函数,  $G(t)$  表示变迁后的标识转移函数。构建多输入单输出的推理规则,其公式表达如下:

$$f_{s_1}(e) \text{ and } \dots \text{ and } s_n(e) s_0(c) \quad (7)$$

式中,  $s_0$  是故障信号初始置信度,  $s_n$  是某故障信号的置信度,  $c$  表示诊断规则的真实程度。

**定义2:** 用  $\Gamma$  表示变电站多重故障诊断规则,  $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  表示前提信号集合,则信号  $d_n$  为与规则联系的关联信号。

**定义3:** 关联时间  $O$ , 即关联信号呈离散状分散在一个时段内,模糊Petri网的最晚终止时间与最早终止时间之差,其公式表达如下:

$$O = \max \{time_s\} - \min \{time_s\} \quad (8)$$

式中,  $\max \{time_s\}$  表示模糊Petri网的最晚终止时间,

$\min\{time_s\}$ 表示模糊Petri网的最早终止时间。

### 3 多重故障诊断

在变电站多重故障诊断中,信号分配能够将故障信号分配到正确的集合,将这些集合输入到条件状态模糊Petri网内。通过动态置信度推理机制完成变电站多重故障诊断<sup>[8-9]</sup>。

变电站故障诊断即根据监测到的变电站异常信号,推理其中的因果关系,从而找到故障原因。因此,首先通过极大代数迭代算法完成逆向推理,找到多重故障原因<sup>[10-12]</sup>。

用 $GM_1=(A_1, T_1, S_1, e_1, O_1, G_1, Q_1, K)$ 和 $GM_2=(A_2, T_2, S_2, e_2, O_2, G_2, Q_2, K)$ 表示两个变电站设备执行状态模糊的Petri网系统。

当 $A_1=A_2, T_1=T_2, S_1=S_2, e_1=e_2$ 时,可以称两者互为反向网,为 $GM_1=GM_2^{-1}, GM_2=GM_1^{-1}$ 。

当变迁集 $A_i$ 和 $A_j$ 均为变迁 $t_i$ 的输入库所时,则成两个变迁集为相邻变迁集。变迁集条件状态变化影响着变迁置信度 $v(v_i)$ 。

可信度 $\vartheta(l+1)$ 公式如下:

$$\vartheta(l+1) = \vartheta(l) \oplus [(O \times v(v)^{-1}) \otimes \sigma(l)] \cdot D(\text{Subordination degree})^{(9)}$$

式中, $\vartheta(l)$ 表示初始可信度, $\sigma(l)$ 表示实际检测结果。

迭代计算上式,直至 $\vartheta(l+1)=\vartheta(l)$ ,可获得变电站原条件状态模糊Petri网模型的输入矩阵和输出矩阵。

将变电站设备运行信号作为输入矩阵,高可信度的飞多重故障诊断结果即为输出矩阵。处于状态 $v_i$ 的高可信度输出矩阵 $\vartheta_i$ 公式如下:

$$\vartheta_i = [(O \times v(v)^{-1}) \otimes \sigma(1)] \quad (10)$$

继续迭代至状态 $v_2$ 可信度等于状态 $v_1$ 可信度,则终止运算。

状态 $v_2$ 的高可信度输出矩阵如下:

$$\vartheta_2 = [(O \times v(v)^{-1}) \otimes \sigma(2)] \quad (11)$$

变电站设备的其余高可信度状态信号矩阵计算以此类推即可。最终,根据每个设备的高可信度输出矩阵诊断该变电设备是否出现故障,完成变电站多重的故障诊断。

### 4 实验与分析

为了验证基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法的整体有效性,对其完成如下测试。在计算机上使用Matlab2022上完成实验系统搭建如图1所示。

采用基于Petri网技术的变电站多重故障诊断方法(基于Petri网技术方法)、基于HHT-CNN的变电站多重故障诊断方法(基于HHT-CNN方法)和基于粗糙集的变

站多重故障诊断方法(基于粗糙集方法)完成实验测试。

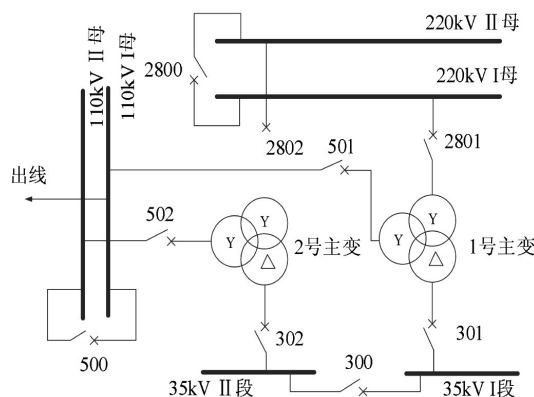


图1 实验环境搭建图

#### (1) 设备异常状态检测

选取采集到的1000个变电站设备,从中随机选取10个变电站设备的运行状态作为实验样本数据,采用基于HHT-CNN方法、基于粗糙集方法和基于Petri网技术方法对其实行故障检测,记录其检测结果如表1所示。

表1 变电站无线传感器参数设定

信号序号	实际	基于HHT-CNN方法	基于粗糙集方法	基于Petri网技术方法
1	正常	正常	异常	正常
2	异常	正常	正常	异常
3	正常	正常	正常	正常
4	正常	正常	正常	正常
5	异常	正常	异常	异常
6	正常	正常	正常	正常
7	异常	正常	异常	异常
8	正常	正常	正常	正常
9	异常	异常	异常	异常
10	异常	异常	异常	异常

分析表1可知,基于HHT-CNN方法和基于粗糙集方法的异常信号检测与实际不相符的概率稍大一些,基于Petri网技术方法的异常信号检测更接近于实际情况,表明基于Petri网技术方法的异常信号检测效果更好,更利于变电站多重故障的诊断。

#### (2) 可信度

设置正常(情况1)、220kV II母线故障(情况2)、110kV I母线故障(情况3)、继电器1拒动故障(情况4)、继电器2拒动故障(情况5)和两相短路故障(情况6)等六种情况。

采用基于Petri网技术方法、基于HHT-CNN方法和基于粗糙集方法完成变电站故障诊断,记录三种方法的故障可信度如图2所示。

分析图2可知,基于Petri网技术方法在正常情况和故障情况下可信度均可达到0.8以上,由此可知不同情况下研究方法的应用结果可信度高于基于HHT-CNN方

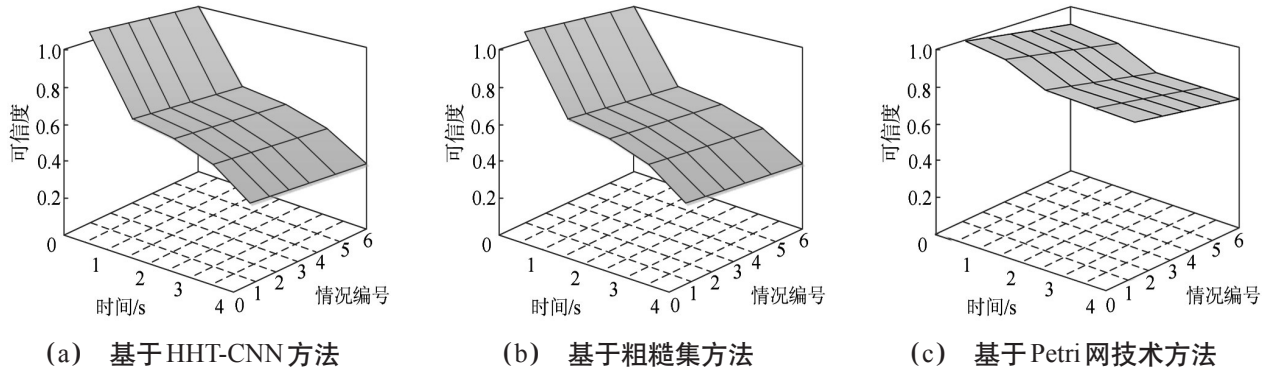


图2 三种方法的变电站故障可信度

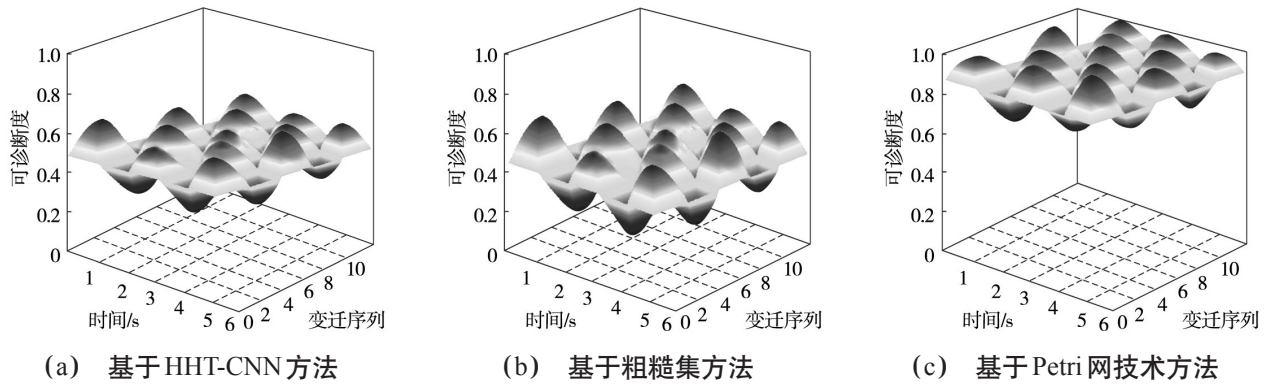


图3 三种方法的可诊断性

法和基于粗糙集方法,表明基于Petri网技术方法的故障诊断精度更高。

### (3) 可诊断性

设置若干个变电站的变迁序列,采用基于Petri网技术方法、基于HHT-CNN方法和基于粗糙集方法对其实行故障诊断,记录三种方法的可诊断性结果如图3所示。

分析图3可知,基于HHT-CNN方法的故障可诊断性在10%-70%之间,基于粗糙集方法的故障可诊断性在20%-80%之间,基于HHT-CNN方法和基于粗糙集方法的诊断性上下差值更大,诊断稳定性不佳,基于Petri网技术方法的故障可诊断性在45%-99%之间,可诊断性上下差值小,且高于基于HHT-CNN方法和基于粗糙集方法,表明基于Petri网技术方法的故障可诊断性更高,诊断效果更好。

通过上述实验可知,基于Petri网技术方法首先通过时间窗算法与模糊C均值算法精确检测出了变电站异常信号,为故障诊断奠定了基础,提高了诊断效率;其次,基于条件状态模糊Petri网技术的故障诊断方法准确诊断出了变电站的多重故障,获得了更好的诊断效果。

## 5 结束语

及时检测变电站故障,解决故障问题,是确保变电站

稳定供电的关键前提条件。因此,提出通过定义Petri网,设计一种新的变电站多重故障诊断方法。检测变电站异常信号,定义Petri网,最后完成变电站的多重故障诊断。该方法的研究解决了传统方法中存在的问题,具有重要现实意义。未来的变电站多重故障诊断技术需要具备更高的实时性。在日后的研究中会通过采用高速通信技术和实时控制技术,有效提高变电故障数据的采集效率。

### 参考文献:

- [1] 刘泽西, 张楠, 连婷, 等. 基于数据融合的变电站电气设备安全运行一体化检测技术[J]. 能源与环境, 2022, 44(10): 51-55.
- [2] 杨婧, 宋强, 陈庆辉. 电力多维指标聚合在用户窃电智能分析中的应用[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(7): 170-173.
- [3] 张天忠, 穆弘, 贾健雄, 等. 电力物联网背景下基于HHT-CNN的智能变电站故障诊断[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2022, 46(4): 50-57.
- [4] 梁文武, 朱维钧, 李辉, 等. 基于粗糙集的智能变电站保护设备仿生故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 132-140.
- [5] 肖发龙, 吴岳忠, 沈雪豪, 等. 基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J]. 电力建设, 2022, 43(3): 66-74.
- [6] MOHAMMED M K, TAHA M Q, SALIH F F, et al. Optimization and fault diagnosis of 132 kV substation low-voltage system using electrical transient analyzer program[J]. International Journal of

(下转第65页)