

引用格式:伍冲翀,王健,龚黎慧倩.基于改进型贝叶斯网络模型和HHT的电网故障诊断方法研究[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):42-49.

Citation: WU Chongchong, WANG Jian, GONG Lihuiqian. Power grid fault diagnosis method based on improved Bayesian network model and HHT [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 42-49.

基于改进型贝叶斯网络模型和HHT的 电网故障诊断方法研究

伍冲翀, 王健, 龚黎慧倩

(国网重庆市电力公司信息通信分公司, 重庆 401120)

摘要: 电网安全稳定运行是其进行可靠输电、变电、配电的前提。当电网发生故障时,在故障区域进行快速、准确的定位对缩短故障时间十分重要。先从电网相关监测系统获取元件开关量和电气量信息,并根据故障区域形成相关开关量信息的初始决策表,提取电气量信息的有效信号;再采用粗糙集理论、贝叶斯网络、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)等理论,计算元件故障度和畸变度;然后,利用改进的D-S证据理论,对元件开关量的故障度与电气量的畸变度进行融合;最后,以某区域电网的局部拓扑为实例,对该改进型贝叶斯网络模型进行了仿真测试,该实例仿真结果表明该模型可提升算法诊断速度。并以IEEE 39节点为例进行了仿真,该仿真结果表明,开关量的引入可提升故障诊断精度,且融合数据降低了评估模型内的不确定程度。

关键词: 电网;粗糙集理论;贝叶斯网络;希尔伯特-黄变换;证据理论

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.005 **中图分类号:** TM863 **文章编号:** 1673-9140(2025)02-0042-08

Power grid fault diagnosis method based on improved Bayesian network model and HHT

WU Chongchong, WANG Jian, GONG Lihuiqian

(Information & Telecommunication Company, State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 401120, China)

Abstract: The safety and stable operation of power grid is the prerequisite for reliable transmission, transformation, and distribution. Therefore, when the power grid fails, it is very important to locate the fault quickly and accurately and shorten the fault time. Firstly, the information of component switching value and electrical quantity is obtained from the relevant monitoring system of the power grid. The initial decision table of relevant switching value information is formed according to the fault area, and the effective signal of electrical quantity information is extracted. Then, the rough set theory, Bayesian network, Hilbert-Huang transform (HHT), and other theories are used to calculate the component fault degree and distortion degree. Subsequently, the improved D-S evidence theory is employed to fuse the fault degree of component switching value with the distortion degree of electrical quantity. Finally, the local topology of a regional power grid is used to test the improved Bayesian network model. The simulation results show that the model can improve the diagnosis speed. The IEEE 39 node is used as an example, and it is verified that the introduction of switching value can improve the diagnostic accuracy, and data fusion reduces the uncertainty in the evaluation model.

Key words: power grid; rough set theory; Bayesian network; HHT; evidence theory

在“双碳”目标下,新能源大规模并网,电力设备的数量也逐年上升。电网故障轻则引起局部区域停电,重则导致电力系统崩溃^[1-5]。因此,不断完

善、改进电网故障的诊断方法,可在一定程度上减轻故障影响,缩短人员的抢修时间,保证电网安全、稳定、经济地运行。

收稿日期:2023-10-08;修回日期:2024-01-08

基金项目:国网重庆信通公司数据质量监测中心信息系统项目(SGCQXT0JSXX2200064)

通信作者:伍冲翀,(1991—),男,硕士研究生,中级工程师,主要从事电力信息安全等方面的研究;E-mail:22214126@163.com

近年来,围绕电网故障诊断方法的研究逐步展开。文献[6-7]通过对电网拓扑进行搜索,构建了与或树的诊断模型,该模型能深度分析故障的因果关系,但其未考虑保护与断路器的拒动、误动之间的关系。随着系统知识库日臻完善,文献[8-9]基于保护装置与断路器的动作信息构建了贝叶斯网络,对电网复杂故障进行推演,但该贝叶斯网络未消除电网中的冗余信息。此外,为合理利用电网的动态数据,文献[10]利用希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT),对采集的电气量信息进行特征提取,但该模型未兼顾电网存在的开关量信息。为对电网运行状态进行综合性诊断,文献[11]提出了基于D-S证据理论的多种特征数据融合模型,但该模型可能存在证据冲突的问题。

本文先依据历史故障样本,形成初始决策表;再在建立贝叶斯网络模型前,利用粗糙集理论,约简初始决策表内的冗余开关量;然后,将故障时从监测与数据采集系统中得到的开关量输入模型中,用通过计算得到的贝叶斯故障度来表征电网内各元件发生故障的概率,并对故障录波系统采集到的线路电流进行HHT变换,得到幅值畸变度和频率畸变度两个故障特征量;最后,为提升诊断精度,兼顾电网内的电气量和开关量信息,利用改进的D-S证据理论将开关量的故障度和电气量的畸变度进行融合,根据融合结果进行故障的综合性诊断。

1 故障电网的初步诊断模型

1.1 数据来源

通过监测及数据采集系统^[12],获得断路器的运行状态,电网故障前、后的拓扑结构与电网潮流的状态变化情况。

故障录波系统^[13]、监测监控与数据采集系统相对独立,其可提供监测与数据采集系统不能给出的暂态信息。通过对故障前、后的录波数据进行暂态分析,得到所需要的故障信息。

本文将诊断所需的数据分为开关量和电气量两大类,这些所需数据来源如图1所示。

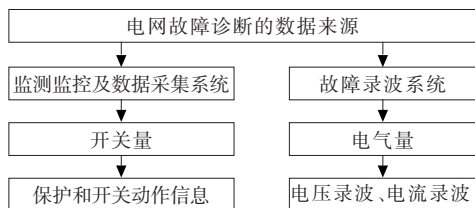


图1 数据来源

Figure 1 Data sources

1.2 改进型贝叶斯网络对开关量进行故障诊断

粗糙集理论^[14]可有效梳理繁杂数据。因此,本文在建立电网拓扑结构的贝叶斯网络模型^[15]前,先利用粗糙集理论删除开关量数据中的无效、重叠信息,筛选出有效样本,以便后续更好地对开关量信息进行有效诊断。其具体诊断步骤可分为4步。

1) 输入电网历史运行信息。

将保护和断路器的动作信息作为条件属性,故障区域信息作为决策属性,建立初始决策表,结果见表1。在表1中,条件属性中的“1”表示保护或断路器动作,“0”表示保护或断路器动作相反;决策属性中的“1”表示误动,“0”表示拒动;“no”表示无故障。保护和断路器数量需结合电网内的具体情况来确定。

表1 初始决策表

Table 1 Initial decision table

样本	条件属性				决策属性
	保护1	断路器1	...	保护2	故障区域
1	1	1	...	0	1
2	0	1	...	1	2
...	...	...	...	...	...
<i>i</i>	0	0	0	0	no

2) 通过比较初始决策表内的第*i*行和第*j*行,确定得到可辨识矩阵 M_D 。

$$M_D = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1n} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdots & m_{nn} \end{bmatrix} = (m_{ij})_{n \times n} \quad (1)$$

其中,

$$m_{ij} = \begin{cases} \{a \in A\}, & a(x_i) \neq a(x_j) \text{ 且 } D(x_i) \neq D(x_j) \\ 0, & D(x_i) = D(x_j) \\ -1, & a(x_i) = a(x_j) \text{ 且 } D(x_i) \neq D(x_j) \end{cases} \quad (2)$$

式(1)、(2)中, m_{ij} 为可辨识矩阵 M_D 中第*i*行第*j*列元素; A 为属性集合; $a(x_i)$ 、 $a(x_j)$ 分别为初始决策表第*i*、*j*行的条件属性; $D(x_i)$ 、 $D(x_j)$ 分别为初始决策表第*i*、*j*行的决策属性。

3) 按如图2所示流程,对初始决策表进行约简,确定约简组合数量。为确定最佳决策表,应确定各个约简组合内最小平均互信息 $H(Q, G)$,并将其视作最佳约简集,其计算式为

$$H(Q, G) =$$

$$\min \left\{ \frac{1}{N} \sum_{x,y} \left(\sum_{x,y} P(x,y) \log_2 \frac{P(x,y)}{P(x)P(y)} \right) \right\} \quad (3)$$

式中, G 为一组等价关系; Q 为 G 的约减集; N 为约简组合内的平均互信息个数; $H(Q, G)$ 为 Q 和 G 的互信息; $P(x)$ 为等价关系 G 的先验概率; $P(y)$ 为约减集 Q 的先验概率; $P(x, y)$ 为集约概率。

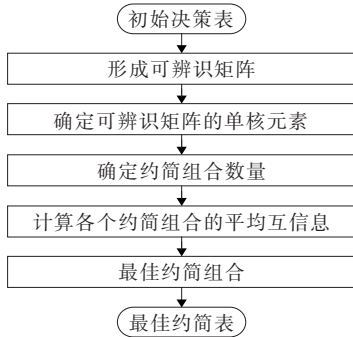


图2 最佳约简集确定流程

Figure 2 Optimal reduction set determination process

形成最佳决策表的目的是利用最少的条件属性实现决策。表1中的烦杂信息经过约简后,最佳约简表仅剩保护1、2,结果见表2。

表2 最佳决策表
Table 2 Best decision table

样本	保护1	保护2	故障区域
1	1	0	1
2	0	1	2
...	...	...	...
i	0	0	no

4) 依据最佳决策表,确定相关元件的故障度。其条件概率式为

$$P(c_k | x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{P(c_k) \prod_{i=1}^n P(x_i | c_k)}{P(x_1, x_2, \dots, x_n)} \quad (4)$$

式中, $P(c_k)$ 为故障区域 c_k 的先验概率; $P(c_k | x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为故障区域 c_k 的条件概率; $P(x_i | c_k)$ 为故障区域 c_k 的后验概率; $P(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为区域 L 的先验概率; x_i 为论域内的第 i 个对象。

该贝叶斯网络模型如图3所示。

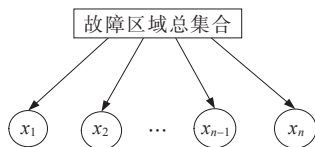


图3 贝叶斯网络模型

Figure 3 Bayesian network model

1.3 基于HHT变换对电气量进行故障诊断

为避免数据缺失与出错引起保护和断路器的

误动或拒动,在分析故障信息的开关量数据的同时,须兼顾其电气量。相比小波分析、傅里叶变换等,HHT变换自适应性佳、速度快,故利用HHT对本文这种非平稳、非线性的电气量数据^[16]进行分析。其诊断具体步骤共分5步。

1) 利用故障录波器确定相应线路的电流波形数据。

2) 对相应电流波形进行经验模态分解。

3) 对分解后的本征模态函数进行HHT分析,计算瞬时幅值,形成边际谱。

4) 计算故障元件的HHT幅值畸变度。

设在发生故障后一个周波截止时的采样点为 N ,第 j 个本征模态函数分量在 k 时刻的瞬时幅值为 $a_{ij}(k)$, $j=1, 2, 3$, 计算第 i 条线路在第 j 个本征模态函数分量故障前有效值 A_{ij1} 、故障后瞬时幅值有效值 A_{ij2} ,系统在 l 采样点发生故障。其计算式分别为

$$\begin{cases} A_{ij1} = \frac{1}{\sqrt{2}l} \sum_{k=1}^l a_{ij}(k) \\ A_{ij2} = \frac{1}{\sqrt{2}(N-l+1)} \sum_{k=l}^N a_{ij}(k) \end{cases} \quad (5)$$

故可计算第 i 条线路故障前、后的电流幅值畸变度 c_i ,即

$$c_i = \sqrt{\sum_{j=1}^3 A_{ij2}^2} / \sqrt{\sum_{j=1}^3 A_{ij1}^2} \quad (6)$$

将归一化处理后的畸变度 c_i 作为HHT幅值变度 m_i ,即

$$m_i = c_i / \sum_{j=1}^N c_j \quad (7)$$

5) 计算故障元件的HHT频率畸变度。

设边际谱 $H(f)$ 的低、高频段能量分别为 E_1 、 E_2 ,则第 i 条线路的高低频能量比 e_i 为

$$e_i = E_2 / E_1 \quad (8)$$

将归一化的 e_i 作为HHT频率畸变度 x_i ,即

$$x_i = e_i / \sum_{j=1}^N e_j \quad (9)$$

2 基于改进的D-S证据理论进行最终诊断

由于元件的故障度、HHT幅值畸变度、HHT频率畸变度均为相对独立的单体,故其均与D-S证据理论^[17-18]的证据体契合。譬如元件的故障度就是证据体之一。同时,该方法可量化在数据融合过程中的不确定程度。因此,将基本概率分配函数的焦元

F 视作电网故障诊断的识别框架, $m(F)$ 为 F 的基本可信度。在一致性部分, 本文采用传统的合成规则进行逐级融合, 其融合表达式为

$$m(F) = \begin{cases} 0, & F = \emptyset \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = F} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)}, & F \neq \emptyset \end{cases} \quad (10)$$

式中, A_i 为 A 类单体下第 i 区域; B_j 为 B 类单体下第 j 区域; $m_1(A_i)$ 为第 1 证据体在 A 类单体下第 i 区域基本可信度; $m_2(B_j)$ 为第 2 证据体在 B 类单体下第 j 区域基本可信度。

对冲突部分采用改进的合成规则^[19-20], 其计算式为

$$m(F) = \sum_{A_i \cap B_j = F} m_1(A_i) m_2(B_j) + \dots + m_1(A_i) m_2(B_j) \frac{r_1 m_1(A_i)}{r_1 m_1(A_i) + r_2 m_2(B_j)} \quad (11)$$

式中, r_1 、 r_2 分别为第 1、2 证据体的相对可信度。

该电网故障诊断流程如图 4 所示。

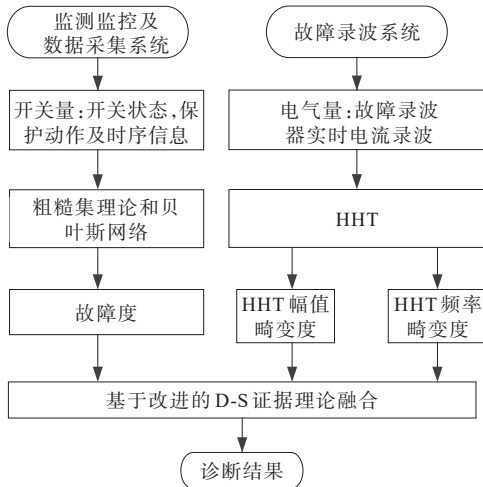


图4 电网故障诊断流程

Figure 4 Flow chat of power grid fault diagnosis structure

3 算例分析

3.1 算例 1

用文 1.2 所述的方法对图 5 所示的电网拓扑进行算例分析, 验证该改进型贝叶斯网络方法的可行性和有效性。限于篇幅, 本文仅给出部分数据和结果。其拓扑组成单元见表 3, 其保护组成见表 4。

依据继电保护动作原理, 由 28 个断路器和保护的行动信息、15 个故障区域信息确定初始决策表, 并利用图 2 所示流程, 得到 11 个约简组合。不难看

出, 约简后的结果将 28 个动作信息变成 13 个, 这表明原来断路器和保护的行动信息中确实存在冗余。

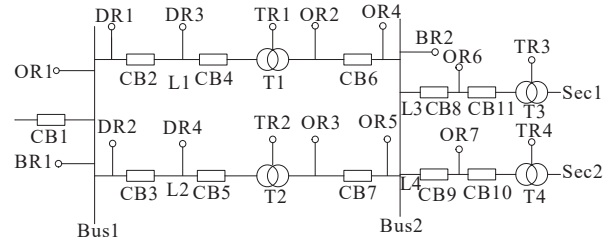


图5 电网拓扑

Figure 5 Grid topology

表3 电网组成单元

Table 3 Power grid composition

类型	数量	符号
母线	2	Bus1、Bus2
线路	4	L1、L2、L3、L4
断路器	11	CB1、CB2、...、CB11
变压器	4	T1、T2、T3、T4
用电区域	3	Sec1、Sec2

表4 保护组成

Table 4 Protection composition

类型	符号
Bus1、Bus2 差动保护	BR1、BR2
Bus1、Bus2 后备电流保护	OR1、OR2、OR3
L1 和 L2 距离保护	DR1、DR2、DR3、DR4
T1、T2 差动保护	OR6、OR7
T1、T2 后备电流保护	OR2、OR3、OR4、OR5
T3、T4 电流保护	TR3、TR4

再利用式 (1), 计算这 11 组约简组合的平均互信息。经比较, 约简组合内 {OR1, OR2, OR3, OR6, OR7, DR3, DR4, TR1, TR2, TR3, TR4, BR1, BR2} 的平均互信息最小 (0.049)。因此, 该约简集就是该电网的最佳约简集, 由其可形成最终的最佳决策表, 结果见表 5。

根据表 5, 建立相应的贝叶斯网络模型, 如图 6 所示。

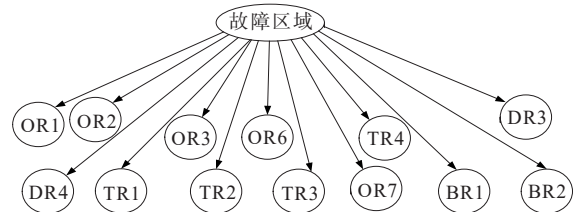


图6 贝叶斯网络模型

Figure 6 Bayesian network model

第二后备保护动作分别跳开CB₁,L14-15第2后备保护动作分别跳开CB₄,母线14主保护误报。

根据这些动作信息,由改进型贝叶斯网络对开关量的初步诊断,发生故障的线路是L4-14,L13-14,L14-15,Bus14。

采用文1.3所述方法,绘制粗线路L4-14的电流波形,结果如图8所示;绘制线路L4-14、L13-14、L14-15的瞬时幅值比较结果,如图9所示;绘制线路L4-14、L13-14、L14-15的边际谱,结果分别如图10~12所示。

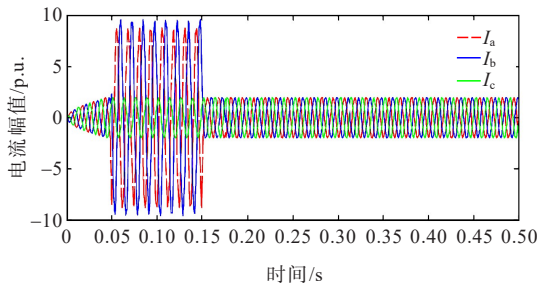


图8 故障线路L4-14三相电流

Figure 8 Fault line L4-14 three-phase current

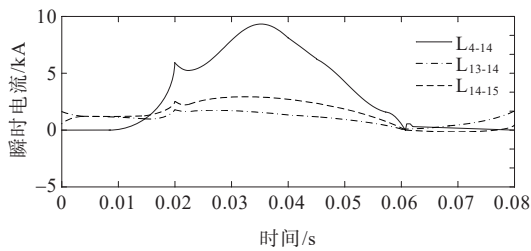


图9 瞬时幅值比较

Figure 9 Instantaneous amplitude comparison

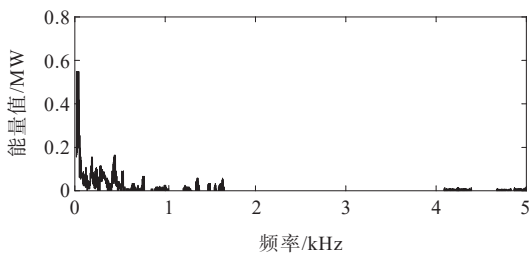


图10 线路L4-14的边际谱

Figure 10 Marginal spectrum of line L4-14

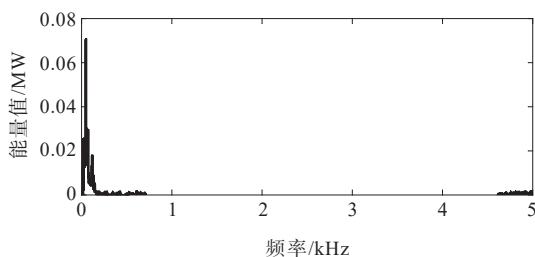


图11 线路L13-14的边际谱

Figure 11 Marginal spectrum of line L13-14

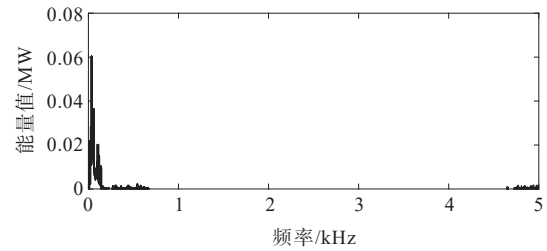


图12 线路L14-15的边际谱

Figure 12 Marginal spectrum of line L14-15

从图9中可看出,在0.015~0.06 s,线路L4-14的HHT幅值畸变度约为线路L13-14、L14-15的4.7倍(此时的线路L13-14、L14-15相差不大)。从图10~12中可以看出,线路L4-14边际谱高频能量约为L13-14的7.9倍、L14-15的9.8倍。

故障度、HHT幅值畸变度、HHT频率畸变度的故障融合结果见表7。由表7可知,可排除L13-14、L14-15、Bus14发生故障的可能,最终判断故障发生在L4-14。该判断符合实际情况。

表7 诊断结果

Table 7 Diagnostic results

故障区域	故障度	HHT幅值畸变度	HHT频率畸变度	本文故障度、文献[15]故障度、HHT幅值畸变度、HHT频率畸变度融合结果	
				融合结果	融合的最优结果
L4-14	0.402 3	0.506 2	0.568 7	0.960 5	0.911 6
L13-14	0.042 5	0.124 3	0.109 0	0.004 8	0.010 5
L14-15	0.042 8	0.212 8	0.168 4	0.012 7	0.025 8
Bus14	0.362 4	0.056 8	0.053 9	0.009 2	0.034 3

由表7可知,故障区域L4-14由本文方法计算的结果为0.960 5,大于故障度给出的0.402 3、幅值畸变度给出的0.506 2、频率畸变度给出的0.568 7、文献[21-22]给出的0.911 6,这说明该方法的诊断更具针对性且更符合实际。

同时,本文方法在非故障区域L13-14、L14-15和Bus14上的结果分别为0.004 8、0.012 7、0.009 2,均小于文献[21-22]相应结果0.010 5、0.025 8、0.034 3,这表明该方法提升了诊断的灵敏度。

另外,传统方法仅单纯利用故障度进行诊断,其误诊度会高达0.597 7,但本文方法的误诊度仅0.039 5,且本文方法的不确定度小于文献[21-22]的,这表明在对数据进行综合分析时,该方法对数据的利用率更高,诊断精度也更高。

4 结语

1) 通过粗糙集理论约简了某故障区域局部电网的冗余数据,降低了贝叶斯网络模型形成过程的难度,在一定程度上提高了诊断速度,提高了信息缺失的容错性。

2) 对 IEEE 39 节点系统进行了模拟仿真,比较了故障前、后的幅值和频率畸变度的突变情况,可在一定程度上对故障区域进行初步判断。

3) 使用改进的 D-S 证据理论进行数据融合,量化了数据在融合过程内的不确定度,算法精度上也更具优势,提高了结果的可信度。

参考文献:

- [1] 赵维兴,熊楠,宁楠,等.基于多源信息融合的电网多层智能故障诊断方法[J].南方电网技术,2021,15(9):9-15.
ZHAO Weixing, XIONG Nan, NING Nan, et al. Multi-layer intelligent fault diagnosis method of power grid based on multi-source information fusion[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(9): 9-15.
- [2] 徐岩,刘婧妍,张诗杭,等.基于遗传算法的直流配电网线路故障定位方法[J].太阳能学报,2020,41(12):1-8.
XU Yan, LIU Jingyan, ZHANG Shihang, et al. Fault location method based on genetic algorithm for DC distribution network[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(12): 1-8.
- [3] 肖飞,叶康,邓祥力,等.基于最优编码集及智能状态估计的电网故障诊断方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(2):89-97.
XIAO Fei, YE Kang, DENG Xiangli, et al. A fault diagnosis method of a power grid based on an optimal coding set and intelligent state estimation[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 89-97.
- [4] 李英量,孙楠,王德明,等.含分布式储能系统的交直流配电网动态故障恢复策略[J].电力系统保护与控制,2024,52(18):179-187.
LI Yingliang, SUN Nan, WANG Deming, et al. A dynamic fault recovery strategy for an AC/DC distribution network with distributed energy storage system[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(18): 179-187.
- [5] 钱国超,胡锦,代维菊,等.基于振动非线性特征的变压器绕组状态检测[J].电力工程技术,2024,43(6):194-202.
QIAN Guochao, HU Jin, DAI Weiju, et al. Transformer winding condition detection based on the nonlinear characteristics of vibrations[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(6): 194-202.
- [6] 王磊,陈青,高洪雨,等.输电网故障的与或树诊断模型[J].电力系统自动化,2016,40(2):100-106.
WANG Lei, CHEN Qing, GAO Hongyu, et al. Model for and/or tree in power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(2): 100-106.
- [7] 王欢,王昕,张峰,等.基于改进生成对抗网络的变压器声纹故障诊断[J].智慧电力,2024,52(4):24-31.
WANG Huan, WANG Xin, ZHANG Feng, et al. Transformer voiceprint fault diagnosis based on improved generative adversarial network[J]. Smart Power, 2024, 52(4): 24-31.
- [8] 李一泉,焦邵麟,曾耿晖,等.基于贝叶斯网络的电网复杂故障推演新方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(4):57-63.
LI Yiquan, JIAO Shaolin, ZENG Genghui, et al. A new method to deduce complex fault of power grid based on Bayesian network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(4): 57-63.
- [9] 王鹤,韦搏,李石强,等.基于贝叶斯网络信息融合的直流配电网故障诊断方法[J].电力系统保护与控制,2024,52(5):61-72.
WANG He, WEI Bo, LI Shiqiang, et al. Fault diagnosis of a DC distribution network based on Bayesian network information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(5): 61-72.
- [10] 卢其威,李亚松,苏猛猛,等.基于改进 HHT 的直流串联电弧故障检测方法[J].电工电能新技术,2022,41(11):70-81.
LU Qiwei, LI Yasong, SU Mengmeng, et al. A DC series arc fault detection method based on improved HHT[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2022, 41(11): 70-81.
- [11] 陈哲,江晓燕,岑炳成,等.基于多种算法融合的区域电网在线故障诊断[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(12):10-15.
CHEN Zhe, JIANG Xiaoyan, CEN Bingcheng, et al. Online fault diagnosis of regional power grid based on fusion of multiple algorithms[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2019, 31(12): 10-15.
- [12] 许洪强,尚学伟,张令涛,等.大电网调控系统业务中台设计与研究[J].电网技术,2022,46(6):2222-2230.
XU Hongqiang, SHANG Xuewei, ZHANG Lingtao, et al. Design of business middle platform of bulk power grid dispatch and control system[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2222-2230.
- [13] 赵自刚,郝玉山,曹树江,等.由故障录波辨识故障线路的全参数和故障定位[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(7):146-150.
ZHAO Zigang, HAO Yushan, CAO Shuijiang, et al. Identification of full parameters and fault locations of faulty lines from recorded fault data[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2018, 30(7): 146-150.

- [14] 彭莉,张海清,李代伟,等.基于粗糙集理论的不完备数据分析方法的混合信息系统填补算法[J]. 计算机应用, 2021,41(3):677-685.
PENG Li, ZHANG Haiqing, LI Daiwei, et al. Imputation algorithm for hybrid information system of incomplete data analysis approach based on rough set theory[J]. Journal of Computer Applications, 2021,41(3):677-685.
- [15] 符杨,苗育植,黄玲玲,等.基于改进贝叶斯网络的风电机组动态可靠性评估[J]. 电力自动化设备, 2022,42(11): 32-39.
FU Yang, MIAO Yuzhi, HUANG Lingling, et al. Dynamic reliability evaluation of wind turbine based on improved Bayesian network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022,42(11):32-39.
- [16] 徐佳雄,张明,王阳,等.基于改进 Hilbert-Huang 变换的电能质量扰动定位与分类[J]. 现代电力, 2021,38(4): 362-369.
XU Jiaxiong, ZHANG Ming, WANG Yang, et al. Location and classification of power quality disturbances based on improved Hilbert-Huang transform[J]. Modern Electric Power, 2021,38(4):362-369.
- [17] 石宜金,谭贵生,赵波,等.基于模糊综合评估模型与信息融合的电力变压器状态评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022,50(21):167-176.
SHI Yijin, TAN Guisheng, ZHAO Bo, et al. Condition assessment method for power transformers based on fuzzy comprehensive evaluation and information fusion [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21): 167-176.
- [18] 李博,吐松江·卡日,张紫薇,等.基于变权—靶心贴近度的换流变压器状态评估方法[J]. 高压电器, 2024,60(6): 114-120+128.
LI Bo, TUSONGJIANG Kari, ZHANG Ziwei, et al. Condition assessment method of convert transformer based on bullseye proximity degree[J]. High Voltage Apparatus, 2024,60(6):114-120+128.
- [19] 文清丰,李文云,顾雪平,等.融合遥信报警和电气量分析的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2014,51(17): 29-34.
WEN Qingfeng, LI Wenyun, GU Xueping, et al. Fault diagnosis approach to power grid with fusion of telecommunication alarm and electrical measurement analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014,51(17):29-34.
- [20] 吴佳庆,顾洁,金之俭,等.基于长短期记忆网络和模糊 C 均值聚类的配电网故障预警方法研究[J]. 供用电, 2023, 40(10):63-72.
WU Jiaqing, GU Jie, JIN Zhijian, et al. Research on distribution network fault warning method based on long short-term memory network and fuzzy C-means clustering[J]. Distribution & Utilization, 2023,40(10):63-72.
- [21] 龚方亮,牟龙华,郭文明,等.基于 D-S 证据理论的配电终端状态诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2018,46(1):30-36.
GONG Fangliang, MU Longhua, GUO Wenming, et al. D-S evidence theory based condition diagnosis for distribution terminal units[J]. Power System Protection and Control, 2018,46(1):30-36.
- [22] 胡云鹏,都成刚,齐军,等.基于 D-S 证据理论的配电网接地故障原因综合辨识模型[J]. 中国电力, 2024,57(10): 133-142.
HU Yunpeng, DU Chenggang, QI Jun, et al. D-S evidence theory based comprehensive identification model for cause of grounding fault in distribution network[J]. Electric Power, 2024,57(10):133-142.