

基于统一特征的配电网故障诊断方法

谭阳红[†], 杨勃, 惠玲利, 郭潇潇, 罗琼辉
(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082)

摘要:目前的配电网故障诊断方案大多需要大量故障模拟作为支撑.随着配电网规模不断扩大,故障概率逐年增加,该类方法极易受不同故障类型及个数的限制,使得模拟计算量骤增,难以快速诊断,为此本文提出了一种基于统一特征的配电网故障诊断方法.首先利用稀疏测点电压增量关系,推导出配电网的统一故障特征;然后引入神经网络构建故障诊断模型,结合实例测试统一特征诊断方法并分析其计算量优势;最后将统一特征诊断方法推广至大规模配电网,通过撕裂法进行分区,实现各子网并行诊断.多个诊断实例结果表明,所提方法利用稀疏电压增量值即可有效诊断,其模拟次数与故障类型及个数无关,仅取决于支路条数,大大降低了计算量,且对测量数据无严格同步要求.

关键词:故障诊断;配电网;故障统一特征;电压幅值测量
中图分类号:TM726 **文献标志码:**A

Fault Diagnosis Method of Distribution Network Based on Unified Feature

TAN Yanghong[†], YANG Bo, HUI Lingli, GUO Xiaoxiao, LUO Qionghui
(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Most current distribution network fault diagnosis schemes need to be supported by a large number of fault simulations. With the continuous expansion of the scale of the distribution network, the fault probability increases year by year. This kind of method can easily be limited by different fault types and numbers, resulting in a sharp increase in the amount of simulation calculation and difficulty in diagnosing quickly. Therefore, this paper proposed a fault diagnosis method based on unified features. Firstly, it used the voltage increment relationship of sparse measuring points to deduce the unified fault characteristics of the distribution network and introduced a neural network to build the fault diagnosis model. Combined with an example, the unified feature diagnosis method is tested, and its computational advantage is analyzed. After that, it extended the unified feature diagnosis method to a large-scale distribution network and realized the parallel diagnosis of each sub-network through the partition method. The results of several diagnosis examples show that the proposed method can diagnose effectively by using the sparse voltage increment value. The simulation times are independent of the fault type and number but only depend on the number of branches, which greatly reduces the amount of calculation, and has no strict synchronization requirements for the measured data.

Key words: fault diagnosis; distribution network; unified fault characteristics; voltage amplitude measurement

* 收稿日期:2022-04-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51577046,51637004), National Natural Science Foundation of China (51577046, 51637004)

作者简介:谭阳红(1971—),女,湖南娄底人,湖南大学教授,博士生导师,博士

[†] 通信联系人, E-mail:1756360425@qq.com

故障诊断是实现智能配电网自愈功能的重要环节,其性能直接关系到用户用电质量和可靠性.配电网故障诊断方法可分为两大类:矩阵算法^[1-2]和智能优化算法^[3-4].矩阵算法本质是利用馈线支路状态信息生成故障判别矩阵,原理简单、易于实现,但需建立网络描述矩阵,所需测点数据较多,难以适用于大规模网络^[1].智能优化算法是通过构建故障解空间进行多目标寻优,由于不需要建立复杂的网络描述矩阵,其准确性和容错性较高^[5],具有更广阔的应用前景.

目前主流的智能优化算法有:神经网络、专家系统、Petri网、贝叶斯网络以及遗传算法等^[6-9].这些智能算法在数据处理方面有较强优势,可挖掘故障数据与故障支路之间的映射关系^[10],但在实际应用中,为训练出具有泛化能力的故障诊断模型,避免出现过拟合,需以大量故障模拟作为支撑.文献[11]结合广义深度学习的特点,利用配电网故障数据进行辨识,该类方法较少考虑相关故障机理,致使诊断正确率与故障模拟次数成正比.文献[12]利用故障引起不同节点处的电压跌落来进行故障辨识,需要模拟全网故障点且只适用于单故障情况.文献[13-14]改善了文献[12]的诊断方法,所提方法不易受故障类型的影响,但仍需模拟不同故障类型下的特征.对于有 n 个节点、 b 条支路的配电网,其故障模拟计算量为 $1 + \sum_{N=1}^b C_b^N \cdot M$ 次(含无故障),其中 N 为故障个数, M 为故障类型数.例如,辨识IEEE33系统单故障需要模拟129次;辨识IEEE118大规模网络则需要模拟469次,若考虑双故障情形,模拟次数更会达到27 613次.随着网络规模的扩大,故障发生率的上升,模拟计算量急剧增加,智能优化算法难以保证诊断的快速性.如何提取出能有效反映故障支路的最优故障特征,减小模拟次数已成为亟待解决的问题.

对此,本文提出了一种基于统一特征的配电网故障诊断方法.该方法仅利用稀疏电压增量信息即可获取各类故障的统一特征值,模拟计算量直接降为 $b+1$ 次,有效解决了智能优化算法模拟计算量大、测点多等问题,且经分析验证其不受故障类型、数据是否同步等因素影响.

1 配电网的统一故障特征

配电网拓扑结构复杂、故障特征多样,若能找到

各类故障的空间共性,便可根据统一特征建立故障诊断方法.

无论配电网中性点是否接地,任意类型的短路都会引起正序电压的变化,因此本文利用正序电压变化量 ΔU 进行诊断分析.设配电网含 n 个节点,正常状态时的节点方程为 $I=YU$.因实际配电网并不是所有馈线都装有测量装置,设其测点数为 m ,其中 $m < n$.当网络发生任意单故障时,对应支路参数变化引起节点电压漂移,方程变为 $I_{n \times 1}=(Y+\Delta Y)_{n \times m} \cdot (U+\Delta U)_{m \times 1}$.该方程与 $(m-1)$ 条故障支路参数相关联,若此时选择的测点数少于 m ,则对应电压变化量的维数也小于 m ,方程会变成欠定方程,将出现无穷多组解,故网络可诊断条件为:测量点数 $m > N$, N 是故障个数.

设 A 为关联矩阵, $k-q$ 为故障支路,则:

$Y+\Delta Y=Y+A \operatorname{diag}(\Delta Y)A^T$,故,

$$\Delta U = \begin{bmatrix} Z_{1k} - Z_{1q} \\ \dots \\ Z_{nk} - Z_{nq} \\ Z_{qk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta Y + Z_{kk} - Z_{kq} + Z_{qq} \\ \dots \\ \Delta Y + Z_{kk} - Z_{kq} + Z_{qq} \\ \Delta Y + Z_{kk} - Z_{kq} + Z_{qq} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{kq} \\ \dots \\ U_{kq} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Z_{ij} ($i, j=1, 2, \dots, n$)是节点阻抗矩阵第 i 行第 j 列元素,设 $Z_z=Z_{kk}-Z_{kq}-Z_{qk}+Z_{qq}$,则第 i ($i=1, 2, \dots, m$)个节点的电压增量为:

$$\Delta U_i = (Z_{ip} - Z_{ik}) \frac{\Delta Y}{1 + \Delta Y \cdot Z_z} (U_k - U_q) \quad (2)$$

记第 i 个可测节点对故障支路 $k-q$ 的转移阻抗为 Z_{ix} ,则 $Z_{ix}=Z_{ik}-Z_{iq}$,根据式(2)可以得到:

$$\frac{\Delta U_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^m \Delta U_j^2}} = \frac{1/(\Delta Y \cdot Z_z)}{\sqrt{\sum_{j=1}^m [1/(\Delta Y \cdot Z_z)]^2}} \quad (3)$$

由于电压及阻抗均为相量,求解所需时间长,这里将等式(3)整理并取幅值得到如下等式,其中 $\Delta U_{ai}=|\Delta U_i|, Z_{aix}=|Z_{ix}|$.

$$\frac{\Delta U_{ai}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m \Delta U_{aj}^2}} = \frac{Z_{aix}}{\sqrt{\sum_{j=1}^m Z_{ajx}^2}} = b_i, \quad (i=1, \dots, m) \quad (4)$$

已知转移阻抗 Z_{ix} 只取决于网络结构和故障支路位置,因此相关的 b_i ($i=1, \dots, m$)也仅与故障外其他线路参数和网络拓扑有关,与线路的故障类型和故障程度无关,可作为配电网故障统一特征向量,即 $B=[b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]$.

2 统一特征诊断方法与计算量分析

2.1 统一特征诊断方法

由于小波神经网络具有良好的快速收敛特性、自学习能力和容错能力^[15],因而本文将作为故障自动识别器,其故障诊断步骤如下.

1) 故障模拟及故障特征求取:配电网正常运行时,由节点阻抗矩阵求出相应转移阻抗,将其代入式(4)求得故障统一特征 b_i ;

2) 神经网络训练:将各故障特征作为小波神经网络的训练样本,训练好网络备用;

3) 故障信息测量:当网络发生故障时,测量故障电压,与正常电压比较并取幅值得到 ΔU_{ai} ,归一化后为 $\Delta \tilde{U}_{ai}$;

4) 故障辨识:将测试点的 $\Delta \tilde{U}_{ai}$ 输入到神经网络中,进行故障辨识.若网络输出故障代码,即对应故障支路为1,正常支路为0的形式,则输出定位支路;若网络输出全0代码,则配网无故障.

2.2 统一特征诊断方法实例

为验证本文算法的有效性,以图1所示13节点中性点不接地配电网为例进行测试,采样频率为4 kHz.考虑到实际电网运行时线路参数会随环境改变,仿真时设各线路含有 $\pm 5\%$ 的误差.

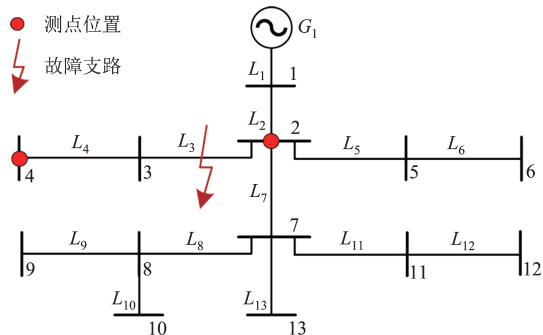


图1 IEEE13节点配电网

Fig.1 IEEE13 nodes distribution network

假设 L_3 支路发生故障,由于网络中存在T型耦合节点时,其下游馈线分枝支路状态信息间会失去因果关联关系^[16],为了确保诊断的准确性,在测点数大于故障点的前提下还需保证馈线首、末端节点为可测点,即取2、4节点可满足要求.给故障点施加不同类型、不同过渡电阻的故障,循环测试60次,结果如表1所示.

可以看出绝大多数故障能够准确识别,所提算法不易受故障类型、过渡电阻的影响.个别情况未能

表1 L_3 支路故障诊断结果

Tab.1 Fault diagnosis results of L_3 branch

诊断结果	单相接地		两相接地		两相短路		三相短路	
	10Ω	40Ω	10Ω	40Ω	10Ω	40Ω	10Ω	40Ω
辨识 正确段/次	58	58	60	59	59	58	60	59
辨识 相邻段/次	2	1	0	0	1	1	0	0

正确诊断,根据图2各支路发生任意故障时其故障特征的分布可知其原因在于:线路参数误差会使得电压量测数据存在偏差,导致不同故障下求得的 $\Delta \tilde{U}_{ai}$ 存在波动,当故障线路阻抗过小时,求得的相邻线路故障特征差值较小,容易匹配到邻近区域.若通过放大器将故障特征值放大,拉大各线路间的特征差,则可以正确识别.

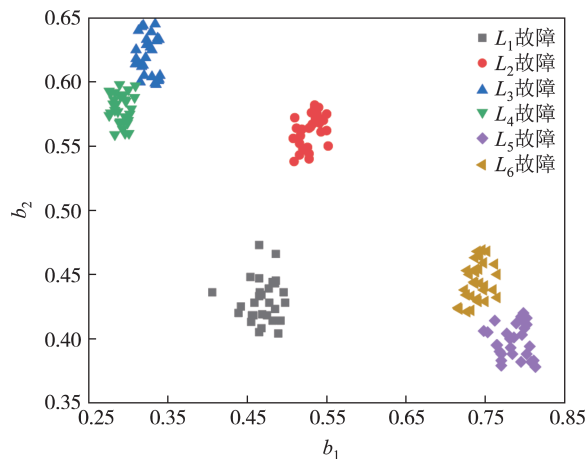


图2 部分支路故障下 b_i 的分布情况

Fig.2 Distribution of b_i under partial branch failure

实际配网的运行方式多变,若网络为手拉手合环运行,无支路退出,特征向量不需要做任何改变.若网络为辐射型即解环运行,如 $k-q$ 支路退出,只需在特征向量中去掉对应支路的 $Z_{aix} / (\sum_{i=1}^m Z_{ajx}^2)^{1/2}$ 即可,方法依然适用.

2.3 统一特征诊断方法的计算量分析

为表明本文方法在模拟计算量上的优势,与现有故障诊断方法进行对比,结果如表2所示.

可以发现:一方面,本方法模拟计算量最少,不管是何种类型故障,每条线路只需模拟一次即可诊断;且不需要大量测点,解决了因测点少导致诊断区域放大的问题.另一方面,在故障特征提取时仅利用电压幅值求解,无须同步操作,采样频率4 kHz即可^[17],相较于同步量测法,对馈线装置配备要求

表 2 不同方法的故障模拟次数对比

Tab.2 Comparison of fault simulation times of different methods

方法	测量点数/个	同步	模拟计算量/次
本文方法	2	无须	14
矩阵法 ^[1]	13	无须	53
Petri 网 ^[8]	13	无须	53
贝叶斯 ^[9]	6	无须	53
深度学习 ^[11]	13	无须	>53
同步量测法 ^[18]	13	严格同步	53

不高。

2.4 多重故障的统一特征计算

现阶段配电网发生单故障的概率占到总故障的 90% 左右^[19],但随着配电网智能化的发展,网络结构、运行工况等日益复杂,多重故障发生的概率越来越大^[20].本文依据多故障对单故障的覆盖性,提出相应多故障特征的求取思路。

定理 设 p 、 q 两支路单故障特征向量为 $[B_p] = [b_{p1} \ b_{p2} \ b_{p3}]$, $[B_q] = [b_{q1} \ b_{q2} \ b_{q3}]$, 则双故障特征 b_i' 可直接由单故障特征向量得出:

$$\begin{aligned} b_1' &= (b_{p3}b_{q2} - b_{p2}b_{q3}) / (b_{p2}b_{q1} - b_{p1}b_{q2}) \\ b_2' &= (b_{p1}b_{q3} - b_{p3}b_{q1}) / (b_{p3}b_{q2} - b_{p2}b_{q3}) \\ b_3' &= (b_{p2}b_{q1} - b_{p1}b_{q2}) / (b_{p1}b_{q3} - b_{p3}b_{q1}) \end{aligned} \quad (5)$$

证 设测点电压幅值增量为 $[\Delta U_{am}]$, 在满足可诊断条件下,有 $\text{rank}[B_p \ B_q \ \Delta U_{am}]^T = 2$, 即不论双故障程度如何, $[\Delta U_{am}]$ 与 $[B_p]$ 和 $[B_q]$ 所决定的平面共面, 可记: $[\Delta U_{am}] = A[B_p] + B[B_q]$ (A, B 为非零数), 列写平面方程如式(6), 经整理可得双故障特征 b_i' 。

$$(b_{p3}b_{q2} - b_{p2}b_{q3})\Delta U_{a1} + (b_{p1}b_{q3} - b_{p3}b_{q1})\Delta U_{a2} + (b_{p2}b_{q1} - b_{p1}b_{q2})\Delta U_{a3} = 0 \quad (6)$$

对于三重及以上故障,其特征向量可根据类似的方法进行推广,这里不再赘述。

表 3 为 13 节点网络发生任意双故障,过渡电阻为 $10 \ \Omega$ 时的部分诊断结果,总体来看,故障识别率在 94% 以上.部分情况正确率较低,与线路间故障特征差值有关: L_{11} 和 L_{13} 的单故障特征差别不明显,进而组合得到的双故障特征也会接近,影响故障辨识.若在故障区域附近增加测点,则可以正确诊断。

随着网络规模的扩大、故障个数的增多,各诊断方法模拟计算量的变化情况如图 3 所示.可以看出:现有诊断方法模拟计算量会随故障情况的增多而大幅增加;相比之下,本方法多重故障特征可由单故障

特征求得,因而不管故障是单一还是多重,其故障模拟次数最多为 $b+1$ 次(含无故障),有效减少了模拟次数。

表 3 双故障部分诊断结果

Tab.3 Partial diagnosis results of double faults

故障支路	诊断正确率/ %	故障支路	诊断正确率/ %
L_3, L_4	100.00	L_7, L_8	97.50
L_3, L_6	97.08	L_9, L_{10}	98.33
L_3, L_{13}	96.66	L_{11}, L_{12}	95.83
L_5, L_6	99.58	L_{11}, L_{13}	94.58

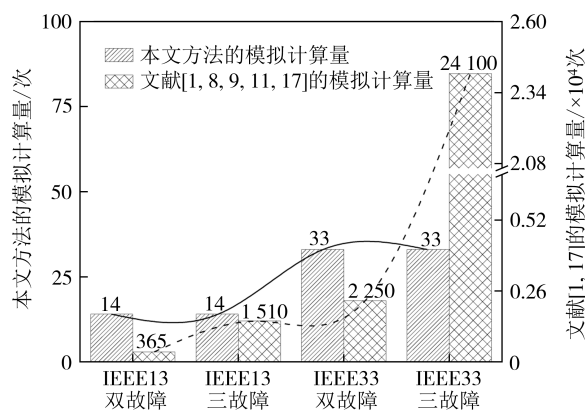


图 3 不同方法的多重故障模拟次数对比

Fig.3 Comparison of multiple faults simulation times of different methods

3 大规模配电网的统一特征诊断方法

大规模配电网支路众多,发生多故障的概率上升,对于 b 支路、 N 故障的系统,虽然模拟次数最多为 $b+1$ 次,但仍要计算 C_b^N 种故障情况的特征系数,故障点越多,运算时间越长。

对此,本文利用撕裂法^[21]将大规模网络诊断问题转化为多个子网络的并行诊断,尽可能地减少计算量.选择馈线上某一公共节点 e 作为撕裂点,将网络分为多个子网,由于故障统一特征只与网络中电压值有关,因此只需确保撕裂点为可测节点,各子网即可并行求解故障特征,大大提高了计算效率。

3.1 分区诊断

以 5 电源 69 节点中性点不接地配电网为例,分析网络分区诊断的实现过程.据 2.1 节测点选取要求,电压测量装置分布如图 4 所示,选择 3 号和 9 号节点作为撕裂节点,将网络分为 6 个区。

各分区故障诊断可独立进行,为了节省篇幅,仅以 I 区发生单故障为例进行说明.表 4 为 L_{42} 支路发生

不同故障,过渡电阻为 $10\ \Omega$ 时的诊断结果,可以发现对于光伏电源的接入,诊断结果依旧准确,其原因在于故障统一特征是由转移阻抗求得,而转移阻抗

只与故障支路位置、网络结构及网络参数有关,与电源个数无关,因此光伏接入配电网对本文所提方法无影响.

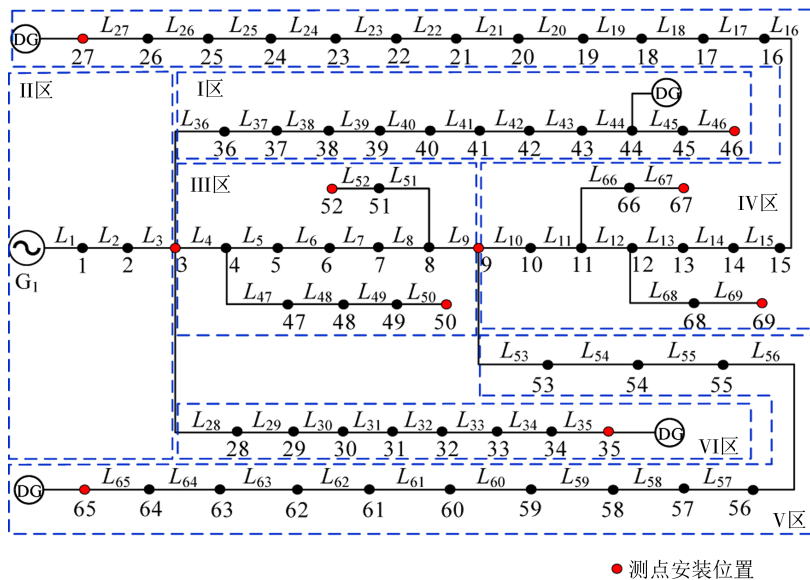


图4 IEEE69节点配电网

Fig.4 IEEE69 nodes distribution network

另外,随着配电网智能化的发展,电力电子装置被广泛使用,馈线上非线性负载比重变大,当线路发生故障后,各节点电压增量之间不完全满足线性相关,此时通过将非线性元件分段线性化求解故障特征,本方法同样适用.

表4 I区L42支路故障诊断结果

Tab.4 Fault diagnosis results of L42 branch in zone I

诊断结果	单相接地	两相接地	两相短路	三相短路
诊断正确率/%	98.33	98.33	96.66	100

3.2 与不分区诊断的对比

为进一步证明所提算法在大规模配电网中的优势,将不同故障下分区与不分区诊断方式进行比较.表5为模型在 Intel G2030 CPU 3.00 GHz 的 MATLAB 环境中的运行结果,可以发现在网络规模不变的情况下,分区诊断时间大大缩短,故障辨识准确率也较不分区诊断约高3%.其原因在于:配电网分区后多故障会被拆分成多个单故障进行诊断,特征向量维数降低,模拟计算量减小;另一方面,各线路参数都设有误差,分块计算避免了整体计算的误差累计.可见,通过分区诊断降低求解规模,在提高准确率的同时大大缩短诊断时间.

3.3 不同规模网络的诊断对比

将本文方法拓展到其他大规模网络,单故障诊

表5 不同诊断方式对比结果

Tab.5 Comparison results of different diagnostic methods

诊断方式	模拟计算量/次	诊断正确率/%	诊断时间/ms	
L42 故障	1分区	12	98.33	0.47
	不分区	70	95.83	10.18
L37、L42 故障	1分区	12	97.91	0.58
	不分区	70	95.00	21.34

断情况如表6所示.各网络故障辨识准确率均为98%左右,诊断时间均在1ms以内,本方法受配电网规模影响极小.对于大规模网络,采用撕裂法的降维策略更能保证诊断的快速性和准确性.

表6 不同规模配电网的诊断方法对比

Tab.6 Comparison of diagnosis methods for different scale distribution networks

配电网规模	模拟计算量/次	诊断正确率/%	诊断时间/ms
69节点分区	12	98.75	0.47
118节点分区	15	97.92	0.65
220节点 ^[22] 分区	13	98.33	0.53

4 结论

本文从故障统一特征角度切入分析,证明了无论网络发生何种故障其测点电压增量是统一的,仅需少量测点、少量模拟即可实现诊断.主要结论与贡

献如下:

1) 与其他常见诊断方法不同,本文推导出了故障统一特征,不受故障类型及个数影响,模拟次数最多为 $b+1$ 次(b 为支路数),大大降低了计算复杂度,缩短了诊断时间。

2) 针对大规模配电网,采用撕裂法进行分区,实现各子网并行诊断,保证了诊断的快速性和准确性.在面对大规模复杂配电网时具有良好的应用前景。

3) 利用测点电压幅值信息即可实现故障诊断,减少了在线测量次数,避免了同步问题。

参考文献

- [1] 徐彪,尹项根,张哲,等. 基于拓扑建模的电网故障诊断优化模型[J]. 电网技术,2018,42(10):3241-3248.
XU B, YIN X G, ZHANG Z, et al. Topological modeling based optimal model for power grids fault diagnosis[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3241-3248. (in Chinese)
- [2] 王波,王佳丽,刘涤尘,等. 基于高维随机矩阵理论的电网薄弱点评估方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(6):1682-1691.
WANG B, WANG J L, LIU D C, et al. Research on evaluating vulnerability of power network based on high-dimensional random matrix theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1682-1691. (in Chinese)
- [3] 郭壮志,陈涛,洪俊杰,等. 基于故障辅助因子的配电网高容错性故障区段定位方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(7):93-100.
GUO Z Z, CHEN T, HONG J J, et al. High-tolerance faulty section locating based on fault accessory factors for distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(7): 93-100. (in Chinese)
- [4] 孟志强,朱志亮,朱建波,等. 基于粒子滤波的分布式智能故障诊断系统研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2018,45(2):87-94.
MENG Z Q, ZHU Z L, ZHU J B, et al. Research on distributed intelligent fault diagnosis system based on particle filter[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2018, 45(2): 87-94. (in Chinese)
- [5] 吉全,张朔,张玉敏,等. 基于IELM算法的配电网故障区段定位[J]. 电力系统自动化,2021,45(22):157-166.
JI X Q, ZHANG S, ZHANG Y M, et al. Fault section location for distribution network based on improved electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 157-166. (in Chinese)
- [6] 江亚群,冷崇富,黄纯,等. 基于LMD近似熵和SVM的自适应重合闸方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2015,42(8):74-80.
JIANG Y Q, LENG C F, HUANG C, et al. Adaptive reclosure method based on LMD-approximate entropy and SVM[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2015, 42(8): 74-80. (in Chinese)
- [7] LI W G, LI Y, ZHANG M M, et al. A fully decentralized multi-agent fault location and isolation for distribution networks with DGs[J]. IEEE Access, 2021, 9: 27748-27757.
- [8] 张黎元,黄潇潇,张杰,等. 基于D-PMU量测信息的有源配电网故障诊断方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2019,31(10):145-150.
ZHANG L Y, HUANG X X, ZHANG J, et al. Fault diagnosis method for active power distribution network based on D-PMU measurement information[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(10): 145-150. (in Chinese)
- [9] 贾科,李论,杨哲,等. 基于贝叶斯压缩感知理论的配网故障定位研究[J]. 中国电机工程学报,2019,39(12):3475-3486.
JIA K, LI L, YANG Z, et al. Research on distribution network fault location based on Bayesian compressed sensing theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3475-3486. (in Chinese)
- [10] 詹惠瑜,刘科研,盛万兴,等. 有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望[J/OL]. 高电压技术: 1-12[2022-11-21].DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211604.
ZHAN H Y, LIU K Y, SHENG W X, et al. Literature review and prospects of fault diagnosis in active distribution network[J/OL]. High Voltage Engineering: 1-12[2022-11-21].DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211604.
- [11] 孔祥轩,郑楚韬,仇志成,等. 基于广义深度学习的含DG配网故障诊断方法[J]. 电网与清洁能源,2020,36(11):53-57.
KONG X X, ZHENG C T, QIU Z C, et al. Fault location of distribution network with DG based on GDL[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(11): 53-57. (in Chinese)
- [12] GALIJASEVIC Z, ABUR A. Fault location using voltage measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2002, 17(2): 441-445.
- [13] 钟高文. 基于故障特征匹配的配电网故障区间定位软件开发[D]. 东营:中国石油大学(华东),2018.
ZHONG G W. Development program on fault location in distribution network based on fault feature matching[D]. Dongying: China University of Petroleum (Huadong), 2018. (in Chinese)
- [14] 黄达文,游林辉,胡峰,等. 一种基于深度特征聚类和LSTM的配电网故障诊断方法:CN112381248A[P]. 2021-02-19.
HUANG D W, YOU L H, HU F, et al. Power distribution network fault diagnosis method based on deep feature clustering and LSTM:CN112381248A[P]. 2021-02-19. (in Chinese)
- [15] 郝玲玲,朱永利. 改进萤火虫算法与小波神经网络相结合的变压器故障诊断[J]. 科学技术与工程,2019,19(31):156-161.

- HAO L L, ZHU Y L. Transformer fault diagnosis based on improved firefly algorithm combined with wavelet neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(31): 156-161. (in Chinese)
- [16] 郭壮志,徐其兴,洪俊杰,等. 配电网快速高容错性故障定位的线性整数规划方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(3): 786-795.
- GUO Z Z, XU Q X, HONG J J, et al. Integer linear programming based fault section diagnosis method with high fault-tolerance and fast performance for distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(3): 786-795. (in Chinese)
- [17] 符金伟,史常凯,范闻博,等. 采样频率对于配网故障指示器录波误差影响分析[J]. 电瓷避雷器, 2020(2): 153-161.
- FU J W, SHI C K, FAN W B, et al. Influence of sampling frequency on recording error of distribution network fault indicator[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020(2): 153-161. (in Chinese)
- [18] 牛耕,周龙,裴玮,等. 低压有源配电网在线故障区间定位与识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(9): 2525-2539.
- NIU G, ZHOU L, PEI W, et al. On-line fault section location and classification technique for low voltage active distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(9): 2525-2539. (in Chinese)
- [19] 张鑫. 含分布式电源的配电系统概率可靠性评估[D]. 天津: 天津大学, 2014.
- ZHANG X. Probabilistic reliability evaluation of distribution system containing distributed generation[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (in Chinese)
- [20] 吴琨. 考虑多重故障的配电系统可靠性评估[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
- WU K. The reliability evaluation of distribution system considering multiple faults within a circuit[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012. (in Chinese)
- [21] 吴成国,肖仕武,朱健. 含负序电压支撑分布式电源的电网分区短路电流计算方法[J/OL]. 电网技术: 1-11[2022-11-21]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2445.
- WU C G, XIAO S W, ZHU J. Calculation method of power grid partition short-circuit current with negative sequence voltage supported distributed generation [J/OL]. Power System Technology: 1-11[2022-11-21]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2445.
- [22] 毕国威. 大规模有源配电网潮流计算及可靠性评估方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- BI G W. Research on power flow calculation and reliability evaluation for large scale active distribution network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)