

基于模糊匹配的配电网短路故障区段定位方法

高艺文¹, 龙呈¹, 苏学能¹, 石铖², 高红均²

(1. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610041;

2. 四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘要:针对传统 10 kV 配电网短路故障方法难以适应非健全信息环境的难题,文中利用配电网配用电信息系统的多源数据,以 Elman 神经网络模型为中心,建立基于模糊匹配的短路故障区段定位方法。首先,以配用电信息系统数据库为基础,对配电网短路故障相关的信号与电气量进行分析,建立配电网短路故障诊断特征库。然后通过 I-Relief 算法进行主要特征的筛选选取,来作为 Elman 神经网络的数据输入,并基于 Elman 神经网络模型对多源数据和配电网短路故障类型及位置进行模糊匹配。最后通过西南某地区实际算例分析,证明所提模型能高效快速地对 10 kV 配电网短路故障进行区段定位,且具有较好的容错性和实用性。

关键词:配电网;故障诊断;特征选择;Elman 神经网络

中图分类号:TM 863 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-6954(2022)06-0073-07

DOI:10.16527/j.issn.1003-6954.20220611

Short-circuit Fault Location Method of Distribution Network Based on Fuzzy Matching

GAO Yiwen¹, LONG Cheng¹, SU Xueneng¹, SHI Cheng², GAO Hongjun²

(1.State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China;

2. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China)

Abstract: Aiming at the difficulty that the short-circuit fault method for traditional 10 kV distribution network is difficult to adapt to the unsound information environment, the multi-source data of electricity information system in distribution network is used to establish a short-circuit fault zone location method based on fuzzy matching with the Elman neural network model as the center. Firstly, based on the distribution information system database, the signals and electrical quantities related to short-circuit faults in distribution network are analyzed to establish a short-circuit fault diagnosis feature library for distribution network. Then, the main features are selected by I-Relief algorithm as the data input of Elman neural network, and the fuzzy matching for short-circuit fault type and location of multi-source data and distribution network is performed based on Elman neural network model. Finally, through the analysis of an actual case in a southwest region, the proposed model can efficiently and quickly locate the short-circuit faults in 10 kV distribution network with good fault tolerance and practicality.

Key words: distribution network; fault diagnosis; feature selection; Elman neural network

0 引言

配电网直接面向终端用户,和生产生活息息相关,担负着重要责任。然而,随着中国配电网规模的不断扩大,短路故障发生的次数也在不断增多,若未及时识别并处理故障,可能会造成设备烧毁、大面积

停电等危害。但是,目前市面上的各类终端质量良莠不齐,且施工水平和安装环境都有较大的差异。这导致一部分终端可能会在配电网发生故障后漏报故障信号或在配电网正常运行时误报误传故障信号^[1]。因此,如何在不完备信息的状况下快速准确地辨识、定位和处理配电网短路故障亟需研究。

文献[2]提出一种基于粗糙集与决策树的配电网故障诊断算法,实现了对故障样本决策表进行无

基金项目:国网四川省电力公司科技项目(基于事件化匹配的配电网故障综合研判技术研究及应用,52199722000Q)

教师的规则提取。文献[3]基于时序贝叶斯知识库建立了故障定位模型,提出了一种故障元件与保护动作之间的时序信息表达,充分地利用了报警和时序信息。文献[4]利用最小故障判定区域这一概念构建了故障指示器故障诊断模型,该模型可以一定程度上克服故障定位中信号漏报误报的问题。文献[5]对故障指示器的特点进行了相关的分析,基于此提出了一种组合信号故障诊断方法;文献[6]通过对配电网故障后 2 ms 的零序电流进行经验模态分解,提取其暂态分量中的高频信号作为特征量,通过模糊神经网络实现中性点非有效接地的中低压配电系统的故障分类。文献[7]提取了故障电流及电流变化率作为特征量,通过 BP 神经网络实现电网的故障辨识与定位。但上述文献仍存在一些问题:单一数据源会导致故障定位的准确率不高;传统神经网络算法可以达到比较高的准确率,但容易陷入局部极小值,而且存在迭代时间过长、收敛速度慢等问题。

随着 10 kV 配电网数据实时监测系统的不断完善,诸多区域的大量运行电气量数据、故障数据等各类信息均可以实时上传至各类系统。从配电侧到用户侧的大量历史数据,为配电网的行为分析、负荷预测、故障区段定位奠定了坚实的基础。若能通过深度挖掘同类型数据中蕴含的特征信息以及不同类型数据间隐藏的关联信息得知故障发生的原因和位置,甚至预知网络中可能发生的故障,就可以为抢修工作提供一定的理论依据,达到更快更准确排除故障、恢复供电、减少停电损失的目的。但是,配电网大数据研究中数据库值过多会导致数据过剩、故障诊断效率过低等问题,这些难题都会给配电网及时准确的故障定位带来巨大的挑战。

因此,下面基于配电网故障的非健全信息环境,提出将配用电信息系统所采集的多类数据与具有模糊匹配能力的 Elman 神经网络相结合,进行 10 kV 配电网短路故障的区段定位。首先,以配用电信息系统中的多源数据为基础,分析与配电网短路故障相关的各信号和电气量,建立故障区段定位的数据特征库。其次,针对数据特征库过于庞大的问题,利用 I-Relief 算法来进行特征降维和筛选,选择最佳的故障区段定位特征;然后,利用 Elman 神经网络进行故障诊断与定位训练,得到短路故障区段定位的模糊匹配模型;最后,通过实际算例证明了所构建模型的可行性。

1 配用电信息系统及配电网故障区段定位数据特征库

配用电信息系统涵盖了供电电压检测、配电变压器负荷检测、电能质量、用户信息采集、可靠性分析等系统。这些系统实时搜集各类数据并上传至数据中心,运用这些数据可以更加有效准确地对故障进行诊断及定位。配用电信息系统中所记录的数据来源较为丰富,不仅包括电压、电流、有功和无功功率等电气量数据,还包括发生故障时的停电时间、停电区域、保护开关动作、告警信息等故障数据。

在传统的故障区段定位中,往往只依据断路器动作和保护动作来定位。但当故障电流较小时,很有可能难以捕捉信号而不发生跳闸动作,若长期未发现故障,会导致电压过高,加剧配电网的运行风险。并且当故障发生后,由于各种原因可能会导致监测数据缺失或者不准确。所以应当扩充故障诊断的数据源,通过挖掘多类数据找到可以直接或者间接反映故障位置及发生原因的数据类型,从而在不完备信息的前提下进行配电网故障区段定位。这里将故障区段定位的特征分为断路器跳闸及保护信号与电气量。

1) 断路器跳闸及保护信号

保护信号分为母差保护、电流保护、距离保护和差动保护信号等。当配电网发生单相接地故障时,若中性点有效接地,会产生较大的电容电流,此时相应的断路器和保护装置便会发生动作来切除故障转移供电,此类信号较为明显,可以有效地反映故障的发生。但是,当接地方式为非有效接地时,保护装置很难察觉其微弱的变化,便需要结合其他电气量数据来进行综合判断。

2) 电气量

配电网在发生各类故障后,即使断路器和保护装置未动作,但各系统所采集到的馈线侧、配电变压器侧和用户侧的电流、电压、有功和无功功率等电气量数据都会发生不同程度的变化。当主线发生故障后,馈线侧与配电变压器侧由于离故障位置距离更近,数据变化程度更加明显;用户侧位置虽较远,但结合多类数据的特征,也可以反映故障的位置和类型。上述电气量的数值可以有效反映故障情况,其随时间的变化率也是故障的重要表征之一。由于故

障后的暂态信息量采集困难,只考虑稳态数据。

以断路器跳闸及保护信号和电气量作为故障诊断特征量,构建了数据特征库,如表1所示。

表1 配电网短路故障诊断特征库

特征类型	特征名称
断路器跳闸及保护信号	断路器跳闸信号
	主保护动作信号
	后备保护动作信号
电气量特征	配电变压器故障相电压
	配电变压器故障相电流
	配电变压器非故障相电压
	用户故障相电流
	馈线电流
	馈线电压
	...
	配电变压器故障相电压变化率
	用户故障相电流变化率
	馈线电流变化率
...	

2 基于 I-Relief 算法的故障区段定位主要特征筛选机制

配电网短路故障与网络中的运行参数及设备质量等多类数据有着复杂的关联。为了挖掘其关联规则,首先需要选择最佳特征以表征故障的发生及其类型。但由于故障诊断特征库数量庞大,必然会出现故障特征较低或者特征冗余的现象,因此要选出特征性最强且特征之间相关性最弱的主要特征。

I-Relief 算法是以特征与类别相关程度为基础进行特征权重的计算,若某个特征在异类的样本中差异度较大而在同类样本差异度较小,则该特征有良好的表征能力。对于一个训练数据集 D ,算法会从其中任意选择一个样本 X ,从和 X 同类以及异类的样本中分别寻找 k 个最近邻样本集,之后对 X 和同类最近邻样本集、 X 和异类最近邻样本集在不同特征上的间隔进行比较。如果间隔越小,则该特征表征能力强,应加大其占比;反之,则减小其占比。I-Relief 算法克服了传统 Relief 算法在配电网短路故障区段定位应用中存在的弊病:1)传统算法只能解决二分类问题,然而实际配电网中短路故障是一个典型的多分类问题,而 I-Relief 算法可以

良好地解决多分类问题;2)由于特征库中存在大量无用特征,若目标函数中的间隔采用的是平均间隔,当存在异常值时,平均间隔可能出现与预期不符的负值,导致算法性能大大削弱;而 I-Relief 算法通过引入概率加权平均间隔向量 β_i 代替平均间隔向量 α_i ,将最近邻样本视为一种潜在变量,采用期望最大化算法来解决近邻信息的不确定性,可以良好地解决无关特征大量存在的问题。

将单相接地故障作为同类样本,三相短路、两相短路、两相短路接地以及未故障作为异类样本, I-Relief 算法流程如下:

1)输入的样本集合 D 和特征集合 A

$$\begin{cases} D = \{(X_i, y_i)\}_{i=1}^N, y_i \in \{1, 2, \dots, C\}, i = 1, 2, \dots, N \\ A = \{a(j)\}, j = 1, 2, \dots, I \end{cases} \quad (1)$$

式中: X_i 为样本; N 为样本总数; y_i 为样本类别; C 为类别数; $a(j)$ 为特征, I 表示特征数, $j=1, 2, 3, \dots, I$ 。

2)对特征值进行归一化处理,且将样本根据时间升序分为故障后样本和故障前样本。

3)初始化特征权重 ω 、样本抽样次数 T 、核参数 ε 、容许误差 γ 。

4)任意选择一个样本 X_i ,在同类样本集中找到近邻样本 H_i ,从异类样本集中找到近邻样本 M_i ,且 $|H_i| = k, |M_i| = k$ 。

5)计算加权平均间隔向量 β_i

$$\beta_i = \sum_{\substack{t=1 \\ y_t \neq y_i}}^N P(X_t = X_{i, NM} | \omega) |X_t - X_i| - \sum_{\substack{t=1 \\ y_t = y_i}}^N P(X_t = X_{i, NH} | \omega) |X_t - X_i| \quad (2)$$

$$\begin{cases} P(X_t = X_{i, NM} | \omega) = \frac{K(X_i, X_t)}{\sum_{\substack{m=1 \\ y_m \neq y_i}}^N K(X_i, X_m)} \\ P(X_t = X_{i, NH} | \omega) = \frac{K(X_i, X_t)}{\sum_{\substack{m=1 \\ y_m = y_i}}^N K(X_i, X_m)} \end{cases} \quad (3)$$

$$K(X_i, X_t) = \exp\left\{-\frac{\omega^T |X_i - X_t|}{\varepsilon}\right\}, \varepsilon > 0 \quad (4)$$

式中: $X_{i, NM}$ 为样本 X_i 的同类近邻样本; $X_{i, NH}$ 为样本 X_i 的异类近邻样本; $P(X_t = X_{i, NM} | \omega)$ 和 $P(X_t = X_{i, NH} | \omega)$

分别为样本 X_i 是样本 X_i 异类最近邻和同类最近邻的概率; ω 为特征的权重向量, ω^T 为向量转置。

6) 计算各个特征的权重

$$\omega_g = \omega_g - \text{diff}(g, X_i, H_i)/kT + \text{diff}(g, X_i, M_i)/kT \quad (5)$$

$$\text{diff}(g, X_i, H_i) = \sum_{n=1}^k \frac{|X_{ig} - X_{ig, NH_n}|}{\max_{i=1, \dots, N} \{X_{ig}\} - \min_{i=1, \dots, N} \{X_{ig}\}} \quad (6)$$

$$\text{diff}(g, X_i, M_i) = \sum_{n=1}^k \frac{|X_{ig} - X_{ig, NM_n}|}{\max_{i=1, \dots, N} \{X_{ig}\} - \min_{i=1, \dots, N} \{X_{ig}\}} \quad (7)$$

式中: X_{ig, NH_n} 为样本 X_i 的第 n 个同类近邻的第 g 个特征值; X_{ig, NM_n} 表示样本 X_i 的第 n 个异类近邻的第 g 个特征值。

7) 利用线性规划模型不断更新权重, 直至权重误差小于核参数, 输出结果, 作为下一步 Elman 神经网络的输入项来进行配电网故障区段定位。

3 基于 Elman 神经网络的配电网短路故障区段定位模糊匹配方法

3.1 Elman 神经网络

神经网络是通过对人脑的模拟, 通过抽取样本的重要特征, 实现从输入数据到输出结果的连接, 具有容错性好以及自学习和自动匹配等信息处理能力。因此, 神经网络被广泛应用于配电网的故障监测与诊断中。

与传统的二分类器不同的是, Elman 神经网络面对非线性曲面仍然具有良好的逼近效果。且不同于一般的神经网络, Elman 神经网络在第一层设置有反馈节点, 可以记录过往时刻的数据, 并运用于下一时段的计算, 正因为这个特点, 导致了即使两个 Elman 网络拥有相同阈值和权值, 也会因反馈节点的存在导致反馈具有较大差异, 相同输入的前提下也会有不同的输出结果。

配电网短路故障区段定位具有动态性时空变化的特点, 若使用本质为静态空间建模的 BP 神经网络必然会出现诸多问题。而 Elman 神经网络这种反馈型网络的特性在于其拥有一个中间层, 它的输出会到达状态层, 在这一层里进行信息存储, 再将输出连接至中间层的输入形成反馈, 使得 Elman 神经网络

对输入层数据的轨迹具有较高的敏感性。且由于网络具有内部反馈特性, Elman 神经网络对动态信息的处理能力也变得更强大, 解决了 BP 神经网络在反复迭代过程中速度较慢的问题。

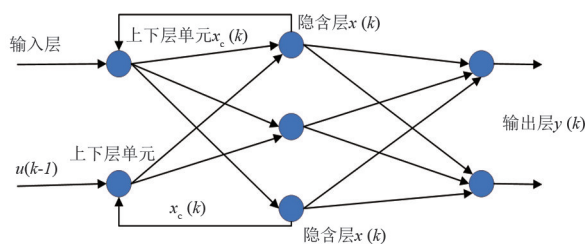


图 1 Elman 神经网络模型

Elman 神经网络模型见图 1, 包括输入层、隐含层、连接层和输出层。隐含层为 tansig 神经元, 输出层为 purelin 神经元, 在这两类神经元的特殊组合下形成的网络传递函数, 在隐含层的神经元数目足够多时, 可以在连续的有限时段内以足够高的精度逼近复杂性较高的函数, 从而满足训练需求。

Elman 神经网络的数学模型为

$$\begin{cases} y(k) = g[w_3 x(k)] \\ x(k) = f[w_1 x_c(k)] + w_2 [u(k-1)] \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases} \quad (8)$$

式中: w_1 、 w_2 和 w_3 分别为不同层之间的连接权矩阵; $y(k)$ 、 $x(k)$ 和 $x_c(k)$ 为神经网络、隐含层和承接层的输出; $u(k-1)$ 为神经网络的输入。

Elman 神经网络的目标函数为误差函数, 通过反馈不断调整权值参数和阈值参数从而最终输出精度最优的结果。假设该神经网络的输出在第 k 步为 $y_d(k)$, 计算公式为

$$E(k) = \frac{[y_d(k) - y(k)]^T [y_d(k) - y(k)]}{2} \quad (9)$$

式中, T 为转置矩阵或转置向量的表示符号。

3.2 基于 Elman 神经网络的故障区段定位方法

Elman 神经网络在配电网故障区段定位的应用流程如下: 首先, 基于配电网短路故障的各类样本对 Elman 神经网络进行训练; 然后, 确定其具体结构 (传递函数和神经元数量) 和参数 (权值和阈值); 最后, 根据故障特征来对故障进行分类, 完成故障集到特征集的连接映射。

基于 Elman 神经网络的配电网短路故障区段定位方法如图 2 所示。

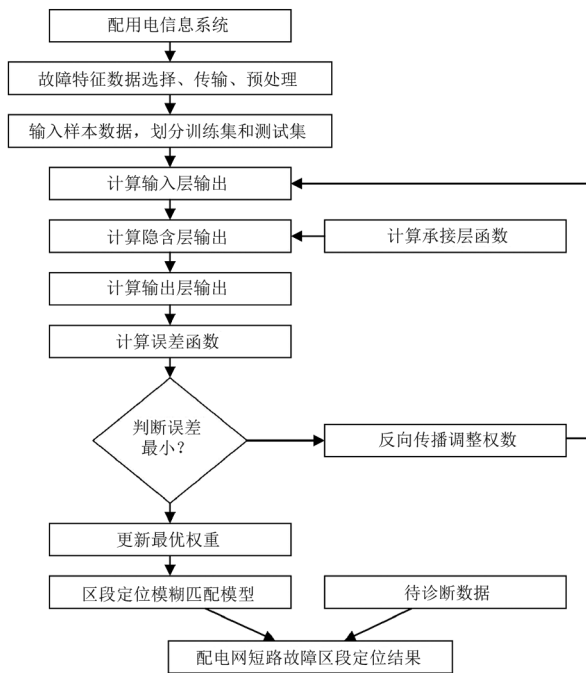


图 2 配电网短路故障区段定位方法流程

4 算例分析

为验证所提方法的有效性,采用西南某地区近两年所采集的数据进行 10 kV 配电网短路故障区段定位的算例分析。该地区电网共有 358 条 10 kV 母线和 1976 条 10 kV 馈线,其中,网络的拓扑结构、终端数量和位置以及线路区段划分均未发生变化的 10 kV 母线有 304 条,10 kV 馈线有 1542 条。采用这些未变化的线路进行算例分析。10 kV 馈线侧的数据来源为调度自动化系统和配电自动化系统;10 kV 变压器侧数据来源为配电变压器负荷监测系统;用户侧数据来源为用户信息采集系统。经过数据筛选与清洗后,将信息不完整和错误的的数据剔除,提取出近两年发生的具有完整、准确的特征数据、故障位置和故障类型的 1000 条配电网短路故障记录,基于此构建挖掘库和测试库。这两个库中分别包括 500 条数据记录。挖掘库中故障类型包括三相短路、两相短路接地、两相短路和单相接地故障。挖掘库和测试库中具有完全相同的数据样式,唯一的区别是挖掘库含有故障的具体类别和位置信息,用于分析获取规则,而测试库中并未包含任何故障具体信息,用于测试模型的可行性。

4.1 主要特征筛选

首先以前面所建立的断路器跳闸及保护信号和

电气量等条件特征作为候选特征量,构建了数据特征库,利用 I-Relief 算法对特征库中各特征的故障表征能力进行刻画与筛选,得到权重较高即表征能力最强的 6 个关键特征及其权重如表 2 所示。其中,配电变压器故障相电流变化率、配电变压器故障相电压、馈线电流、配电变压器非故障相电压、用户非故障相电流变化率和用户故障相电流变化率的候选特征权重都在 0.12 左右,因此选择这 6 个候选特征量作为 Elman 神经网络的输入。

表 2 特征权重

候选特征	权重
配变故障相电流变化率	0.143 0
配变故障相电压	0.134 9
馈线电流	0.129 0
配变非故障相电压	0.114 2
用户非故障相电流变化率	0.105 4
用户故障相电流变化率	0.095 7

4.2 故障区段定位及诊断精度

对比所提基于挖掘库数据的训练分别得到的 Elman 神经网络模型和 BP 神经网络模型,利用两者分别进行配电网短路故障区段定位测试,诊断准确率对比如表 3 所示。

表 3 Elman 和 BP 诊断准确率对比

故障类型	准确率/%	
	Elman	BP
三相短路	97.4	94.2
单相接地	95.4	91.5
两相短路接地	97.4	93.1
两相短路	96.8	92.2

在本算例测试下,基于所提方法的配电网短路故障区段定位的准确率较高,全部达到 95% 以上,均高于 BP 神经网络模型。

从时间上来看,由仿真的迭代训练曲线(图 3)知,Elman 网络训练次数只要 130 次就到达设置的误差精度,而从输入数据进行训练到输出测试结果,

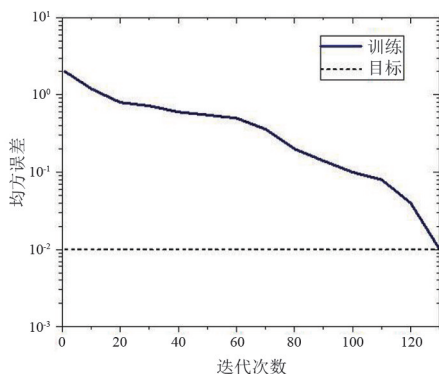


图 3 Elman 神经网络训练曲线

BP 神经网络模型花费 24 s, 而 Elman 神经网络模型仅花费 6.9 s, 定位速度大大提升。综上所述, 不论是在短路故障区段定位的准确率上, 还是收敛速度上, Elman 神经网络比 BP 神经网络所用时间更少, 速度更快、更高效。

为了进一步测试所提方法在出现各类特征数据信息错误、不完整以及故障定位漏报、误报情况下的准确率, 从近两年的历史数据中挑选出 160 条不完备信息, 分别添加 80 条至原来的挖掘库和测试库中, 每条不完备信息的不完备率保持在 10% 到 25%。在此情况下再次进行测试分析, 准确率对比如表 4 所示。

表 4 不完备信息下 Elman 和 BP 诊断准确率对比

故障类型	诊断准确率/%	
	Elman	BP
三相短路	92.6	84.1
单相接地	90.1	80.6
两相短路接地	91.2	83.1
两相短路	90.9	84.6

在本算例中, 由于存在数据错误或缺失的情况, BP 神经网络模型准确率下降到了 85% 以下。同样, Elman 神经网络模型准确率也下降至 90% 左右, 虽然两者准确率均有一定幅度的下降, 但 Elman 神经网络模型进行故障研判的准确率仍在可接受范围之内。

而从时间上来看, 从输入数据进行训练到输出测试结果, BP 神经网络模型花费 40 s, 而 Elman 神经网络模型花费 10.4 s, 都花费了更久的时间。

综上所述, 当原始数据信息正确时, 用所建模型进行故障诊断不仅准确率高且速度较快; 而当原始数据存在不完备的情况时, 虽然与数据完备时相比准确率有所下降且速度变低, 但依然在可接受范围内, 说明所做模型具有良好的容错性和实用性。

5 结 论

快速、精确的配电网短路故障区段定位对提高供电可靠性具有重要意义。上面基于配电网的多类数据, 提出了配电网短路故障区段定位方法:

1) 以配用电信息系统中的数据为基础, 构建了兼具电气量、保护量与开关量特征的 10 kV 配电网短路故障诊断特征库。

2) 所提主法不像传统故障研判方法一样只采用单一指标来进行判断, 而是在故障诊断特征库的

基础上, 采用 I-Relief 算法从特征库中筛选出 6 个权重最高的故障诊断关键特征量, 作为神经网络的输入项。采用具有模糊匹配特性的 Elman 神经网络进行模型训练, 利用多源数据不断挖掘其内部信息得到配电网短路故障区段定位模型。

最后, 以西南某地区电网为例进行数据计算验证, 从仿真结果分析可知, 所建的模型能高效地对 10 kV 配电网短路故障进行区段定位, 相比于 BP 神经网络, 其具有较高的速率和准确度。在数据不完备的环境下具有良好的容错性, 能够为故障的及时发现提供一定的理论依据。

参考文献

- [1] 李桐, 王刚, 刘扬, 等. 配电网智能终端信息安全风险分析[J]. 智慧电力, 2020, 48(9): 118-122.
- [2] 王英英, 罗毅, 涂光瑜. 基于粗糙集与决策树的配电网故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2008(4): 794-798.
- [3] 孙明蔚, 童晓阳, 刘新宇, 等. 运用时序贝叶斯知识库的电网故障诊断方法[J]. 电网技术, 2014, 38(3): 715-722.
- [4] 姜桂秀, 张炳达, 江滔. 新型基于故障指示器的配电网故障寻址方法[J]. 电源技术, 2014, 38(9): 1702-1705.
- [5] 郑国华, 黄朵, 张伟, 等. 基于最大概率的故障指示器故障判定方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16): 105-110.
- [6] 孙鹏, 曹雨晨, 刘洋, 等. 采用二进制蚁群模糊神经网络的配电网故障分类方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2063-2072.
- [7] 蒋原, 李擎, 冯茜, 等. 基于 BP 神经网络的直流电网故障定位与保护方法[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 23-28.
- [8] 赵庆周, 李勇, 田世明, 等. 基于智能配电网大数据分析的状态监测与故障处理方法[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 774-780.
- [9] 赵腾, 张焰, 张东霞. 智能配电网大数据应用技术与前景分析[J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3305-3312.
- [10] 詹柳春, 黄长江. 云计算下物联网密集场景大数据挖掘技术[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 164-168.
- [11] 章雅楠, 孙建平, 刘新月. 基于改进 Elman 神经网络的故障诊断模型研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2021, 48(1): 76-84.
- [12] 汪文达, 张伟. 基于多源非健全信息融合的配电网主动故障研判方法[J]. 电气传动, 2021, 51(12): 47-51.
- [13] 姚鹏, 刘岩, 张胜修, 等. 基于神经网络与最小二乘法在故障诊断中的应用研究[J]. 现代电子技术, 2010, 33(11): 4-6.

- [14] 吴素我,张焰,苏运.基于配用电数据关联的中压配电网断线故障诊断方法[J].电力自动化设备,2017,37(7):101-109.
- [15] 王一卉,姜长泓.模糊神经网络专家系统在动力锂电池组故障诊断中的应用[J].电测与仪表,2015,52(14):118-123.
- [16] CAO M G, XU A D, JIANG Y X, et al. The application of elman neural network in uninterrupted maintenance of power grid [J]. Journal of Physics Conference Series, 2020, 1673(1):012057.
- [17] SUN X Y, GONG S J, HAN G, et al. Pruning Elman neural network and its application in bolt defects classification [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019(10):1847-1862.
- [18] 郭琰,刘森森,张萌,等.基于模糊优化多目标进化算法的配电网故障定位[J].电气工程学报,2015,10(5):61-67.
- [19] 孙铁军,曲丽萍,关海爽,等.基于智能优化的模糊 Petri 网的电网故障诊断[J].控制工程,2021,28(1):127-134.
- [20] 黄鹏,聂枝根,陈峥,等.基于优化 Elman 神经网络的锂电池容量预测[J].储能科学与技术,2022(7):2282-2294.

作者简介:

高艺文(1989),男,硕士,高级工程师,研究方向为配电网自动化、配电网故障诊断分析;

龙呈(1987),男,博士,高级工程师,研究方向为配电网运行及自动化;

苏学能(1991),男,博士,工程师,研究方向为电力系统安全稳定分析与并行计算;

石铨(1999),男,硕士,研究方向为配电网运行与故障研判。(收稿日期:2022-07-31)

(上接第21页)

- [9] 東京電力株式会社.新潟県中越沖地震における所内変圧器火災状況および課題解決に向けた取組みについて[R].東京:東京電力株式会社,2007.
- [10] 東京電力株式会社.東北地方太平洋沖地震に伴う電気設備の停電復旧記録[R].東京:東京電力株式会社,2013.
- [11] 曹枚根,周福霖,谭平,等.大型电力变压器及套管振动台抗震试验研究[J].振动与冲击,2011,30(11):122-128.
- [12] 孙宇晗,卢智成,刘振林,等.特高压变电站内110 kV电容器组模型地震模拟振动台试验[J].高电压技术,2017,43(3):879-884.
- [13] XIE Q, HE C, YANG Z, et al. Influence of flexible conductors on the seismic responses of interconnected electrical equipment [J]. Engineering Structures, 2019, 191:148-161.
- [14] 马国梁,廖德芳,何畅,等.1100 kV 变压器套管抗震性能[J].高电压技术,2017,43(6):2033-2041.
- [15] 孙新豪,谢强,李晓璇,等.带有滑动摩擦摆支座的500 kV 变压器地震响应[J].高电压技术,2021,47(9):3226-3235.
- [16] 柏文,唐柏赞,戴君武,等.考虑地震和材料强度不确定性的瓷柱型电气设备易损性分析[J].中国电机工程学报,2021,41(7):2594-2605.
- [17] 张小军,卢智成,刘振林.特高压支柱类设备动力放大系数研究[J].电瓷避雷器,2020(2):204-210.
- [18] 朱全军,高政国,陈应禄,等.基于随机反应谱理论的支柱类电气设备抗震性能评估方法研究[J].地震工程与工程振动,2018,38(2):194-200.
- [19] 田一,樊超,刘方,等.特高压干式平波电抗器用隔声罩及无磁金属[J].中国环保产业,2019(10):67-71.
- [20] 田一,王斌,金文德,等.干式平波电抗器隔声罩模块化设计[C].2020中国西部声学学术交流会议论文集,2020.
- [21] 何强,樊超,王斌,等.基于加密测点的干式空心平波电抗器声场分布特性[J].电力电容器与无功补偿,2020,41(6):78-82.
- [22] 展猛,王社良,赵云.干式空心电抗器模型结构减震控制试验及数值分析[J].振动工程学报,2020,33(1):179-187.
- [23] 高嵩,高超,刘洋,等.新型平波电抗器复合支柱绝缘子力学性能分析[J].绝缘材料,2020,53(6):77-83.
- [24] 王黎明,汪创,傅观君,等.特高压直流平波电抗器的复合支柱绝缘子抗震特性[J].高电压技术,2011,37(9):2081-2088.
- [25] 中华人民共和国住房和城乡建设部.电力设施抗震设计规范:GB 50260—2013[S].北京:中国计划出版社,2013.
- [26] 中华人民共和国住房和城乡建设部.建筑抗震设计规范:GB50011—2010[S].北京:中国建筑工业出版社,2010.

作者简介:

朱旺(1996),男,博士研究生,研究方向为电网基础设施防灾减灾;

任阿阳(1986),男,研究方向为特高压直流运维技术;

薛志航(1987),男,硕士,研究方向为电网基础设施防灾减灾;

谢强(1971),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为电网基础设施防灾减灾。(收稿日期:2022-07-27)