

基于遗传算法优化的 BP 神经网络在配电网故障诊断中的应用

祁升龙¹, 芦翔¹, 刘海涛¹, 朱林², 王放¹

(1. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 宁夏 银川 750002; 2. 国网宁夏电力有限公司, 宁夏 银川 750002)

摘要: BP 神经网络作为人工神经网络中的典型网络模型, 在配电网故障诊断中也有广泛的应用, 但由于其初始权值和初始阈值的随机性, 应用中存在诊断精度不高等问题。针对这一问题, 提出一种基于遗传算法优化的 BP 神经网络的配网故障诊断方法, 利用遗传算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化, 并在算例中与传统神经网络进行故障诊断结果对比, 最后分析两者仿真误差值, 验证其可行性。结果表明, 遗传算法得到 BP 神经网络较为理想的初始权值和阈值, 可有效降低运行结果的误差, 使诊断结果更加准确。

关键词: 遗传算法; BP 神经网络; 配网; 故障诊断

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.03.020 中图分类号: TM862 文章编号: 1673-9140(2023)03-0182-06

Application of genetic algorithm optimization based BP Neural Network in fault diagnosis of distribution network

QI Shenglong¹, LU Xiang¹, LIU Haitao¹, ZHU Lin², WANG Fang¹

(1.State Grid Ningxia Electric Power Technical Research Institute, Yinchuan 750002, China ; 2.State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750002, China)

Abstract: As a typical network model of artificial neural network, BP neural network has been widely used in fault diagnosis of distribution network. However, due to the randomness of initial weight and initial threshold, the diagnosis accuracy is not high in application. Aiming at this problem, a distribution network fault diagnosis method based on genetic algorithm optimization of BP neural network is proposed. The initial weight and threshold of BP neural network are optimized by genetic algorithm, and the fault diagnosis results are compared with those of traditional neural network in the calculation example. Finally, the simulation errors of the two are analyzed to verify the feasibility. The results show that the genetic algorithm provides relatively ideal initial weights and thresholds for the BP neural network, effectively reducing the error in the operational results and improving the accuracy of the diagnosis.

Key words: genetic algorithm; BP neural network; distribution network; fault diagnosis

配电网是电网中面向负荷的最末端部分, 其可靠运行直接关系到人民美好生活的质量^[1]。然而, 根据电网数据显示, 由于配电网故障导致的停电事故

占据了总停电事件的 95% 以上^[2-3]。因此, 快速实现故障定位、大幅缩小停电范围, 以及配电网自动化及其相应通信的发展, 成为解决这一问题的关键途径。

收稿日期: 2021-05-06; 修回日期: 2021-07-06

基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技项目(FWSQCG-DKY-2020-2920C7)

通信作者: 祁升龙(1988—), 男, 工程师, 硕士, 主要从事配电自动化、配电网运检等研究; E-mail: lxhsxy68@126.com

目前,学者们热衷于利用馈线终端设备(feed terminal unit, FTU)采集终端信息来实现配网故障定位。其中,涵盖了多种方法,如矩阵算法、人工智能算法等。矩阵算法[4-6]根据配电网的拓扑结构和线路两侧终端设备的反馈信息,形成故障判断矩阵,通过比较馈线两端反馈信息的差异来判断配电网线路是否发生故障。该方法具有定位速度快、模型简单等优点。然而,由于配电网中的终端设备大多安装在室外,工作环境较为恶劣。当设备出现误报信息或漏报信息时,矩阵算法对于反馈信息失真的容错性较低,常常导致误判,因此其应用受到一定限制。相比之下,人工智能算法通过有序迭代的方式获取最优解,结合逼近思想和故障诊断理论建立模型,因而具有更高的容错性。与其他算法相比,人工智能算法还具备较强的兼容性等优势。目前,研究人员已提出多种算法,包括蝙蝠算法^[7]、蚁群算法^[8-9]、和声算法^[10]、粒子群算法^[11-12]、果蝇算法^[13]、仿电磁学算法^[14]、遗传算法^[15-16]以及BP神经网络^[17]等智能算法^[18-19]。其中,BP神经网络是应用最为广泛的人工神经网络模型之一,它采用误差逆向传播算法进行多层前馈神经网络的训练。该模型具备结构简单、操作性强、参数可调等优势。然而,由于初始权值和初始阈值的随机性,BP神经网络存在故障判别准确率不高、仅能获得局部解等问题。

鉴于上述分析,本文提出一种基于遗传算法优化的BP神经网络,并将其应用于配电网故障诊断。首先在阐述传统BP神经网络和遗传算法的基础上,应用遗传算法对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化,利用遗传算法的全局搜索能力优化网络初始值,并提高诊断准确率;然后在算例中对比优化算法与传统算法的诊断结果;最后分析两者仿真误差值验证其有效性与性能。

1 遗传算法优化的BP神经网络

1.1 遗传算法

根据“物竞天择,适者生存”的法则,遗传算法首先随机生成初始解(称为种群),然后开始搜索。在种群中,每个个体都对应问题的一个解,也就是染色体。染色体与问题解的接近程度被称为适应

值。随着搜索的进行,染色体会不断进化,这个进化过程被称为遗传。在这个过程中,下一代染色体由前一代通过交叉或变异得到,生成的下一代称为后代。在后代中,适应值较高的个体相对于适应值较低的个体有更大的交配机会。因此,适应值较低的个体在这个过程中会被淘汰,仿佛模拟了自然界的自然选择过程。其中,交叉和变异操作的具体步骤如图1所示。

$$\begin{array}{l} \text{A: 1100 01011111} \\ \text{B: 1111 01010000} \end{array} \xrightarrow{\text{交叉}} \begin{array}{l} \text{A: 1100 01011111} \\ \text{B: 1111 01011111} \end{array}$$

(a) 交叉操作

$$\text{A: 1100 01011111} \xrightarrow{\text{变异}} \text{A: 1100 01011111}$$

(b) 变异操作

图1 交叉与变异操作

Figure 1 Crossover and mutation operations

由图1(a)可知,通过交叉操作可以得到后代,并且后代继承了上一代的特性,因此交叉操作是遗传算法中非常关键的操作。由图1(b)可知,变异是以极小的概率对某些个体进行的操作,其操作方法是上述字符串(基因)中的某个串值进行改变。

1.2 BP神经网络

BP神经网络,又被称作误差逆向传播神经网络。从其结构特点来看,它是由多个非线性单元构成的前馈式结构。其基本工作原理是通过将输出数据与实际数据进行比较,然后根据比较结果对网络神经元之间的初始权重和初始阈值进行调整,从而减小它们之间的误差。

神经元是最基本的组成部分,其输入与输出之间的关系为

$$y = f\left(\sum_{i=1}^R X_i W_i + b\right) \quad (1)$$

式中, y 为神经元输出; f 为传输函数; X_i 为神经元输入; W_i 为与该神经元相连的其他神经元之前的系数; $b = W_0$ 为初始限定值。根据上述设定 $\bar{X} = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_R)$, $\bar{W} = (w_1 \ w_2 \ \dots \ w_R)^T$, $\bar{X}\bar{W} + b = n$,则有

$$y = f(n) \quad (2)$$

通常该模型可分为输入层、隐含层、输出层共3层,彼此之间通过神经元的初值来实现联系与交流,而层内的神经元间没有交流。

其中传输函数通常采用 logsig、hardlim 以及 purelin。因为 logsig 函数具有可微性,下面以其作为传输函数表达其模型结构。

网络输入为 x_i , 输出为 y_i , 输入层与隐含层之间通过权值 w_{ij} 连接。同时隐含层为 s_i , 隐含层的阈值为 θ_j , 输出层阈值为 r_i , 隐含层与输出层之间通过权值 v_{ji} 连接。其中, 隐含层 s_i 是由输入层 x_i 与其对应的权值 w_{ij} 累加求和后减去隐含层 θ_j , 再通过传递函数 f 得到的。则隐含层与网络输出分别表示为

$$s_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij} - \theta_j\right) \quad (3)$$

$$y_i = g\left(\sum_{j=1}^p s_j v_{ji} - r_i\right) \quad (4)$$

因此, 由式(3)、(4)可得到整个网络输入与输出之间的关系。

2 基于 GA-BP 神经网络的配电网故障定位方法

2.1 GA-BP 神经网络概述

鉴于 BP 神经网络在应用于配电网时存在一些局限性, 例如收敛速度过慢或获得的解是局部解而非全局解, 而遗传算法则具备强大的全局搜索能力。因此, 将遗传算法与 BP 神经网络相结合, 以利用遗传算法来优化网络的初始值(权重和阈值)。这样的组合能够消除网络的盲目性, 提高运行结果的误差精度, 使算法的输出更加准确。通过这种优化和结合方式, 不仅能够发挥网络原有的自我学习能力, 还能够提升其性能, 使配电网故障定位的效果显著提升。该优化流程如图 2 所示。

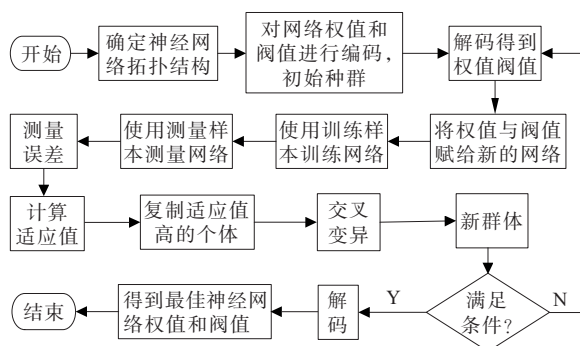


图 2 GA-BP 神经网络流程

Figure 2 GA-BP neural network flow chart

首先, 根据初始值建立神经网络的结构, 通过其拓扑结构确定遗传算法所需改进的个体数量, 进而计算出构建初始种群所需的编码大小。接着, 将样本的测试误差作为遗传算法的目标输出。通过计算, 为每个样本计算适应度值, 并将适应度值较高的个体进行复制、交叉和变异, 生成新的个体。重复这个过程, 直到满足所需精度要求。新生成的个体将具备相对理想的初始权重和阈值。

2.2 网络创建及训练测试

BP 神经网络含有三层网络结构, 其中隐含层的网络数量通常由输入神经元的数量决定。本文取其数目的两倍再加一, 以此来确定出各层神经元所包含的数目。然后, 通过计算网络测试误差的范数, 来评估网络结构的优劣, 并确定个体的适应度值。本文采用二进制对个体进行编码, 由网络结构中所有的权值与阈值组成, 对这些权值与阈值进行编码组合即为个体的编码。

通过网络训练, 可以对权值和阈值不断优化。初始值的不同对应预测值的改变, 为了使误差精度更高, 选取合适的初始值使预测值最大程度接近期望值极为重要, 本文通过 trainlm 函数对 BP 网络进行训练, 然后对训练后的网络进行测试检验其测试误差是否满足要求, 最后再使用遗传算法对其进行优化, 优化内容包括: 适应度函数、选择、交叉和变异等^[20], 适应度函数为

$$f_{\text{fitness}} = 1 / \left(\sum_{j=1}^N I_j - I_j^*(X_i) \right) \quad (5)$$

式中, N 为配电网总节点数; M 为网络馈线线路数; I_j 为馈线终端设备的故障信息, 有故障电流流过时取 1, 反之取 0; $I_j^*(X_i)$ 为网络各馈线线路状态为 X_i 时, 节点 j 对应的期望状态。

2.3 故障定位方法

通常在电力系统正常运行时, 各馈线线路中重要的位置处均安装了相应的 FTU 终端设备, 这些 FTU 会实时监测与采集相应运行线路各种状态和数据, 从而能够实时掌握每条馈线的关键信息。电力系统配网中常通过对电流进行检测与分析, 以电流变化作为判据, 用来诊断是否发生故障。

当配电网中发生故障时, 安置在故障线路上的 FTU 就能够准确地采集流过故障线路上的故障电

流值,并将检测到的电流值与设定的电流值进行比较。若两者间有一定的差异,那么将该处 FTU 检测到的电流数据用状态“1”表示,反之则将电流数据用状态“0”表示。将馈线正常电流与故障电流进行上述处理后,经通信系统上传到数据调控中心,再采用遗传算法优化的 BP 神经网络对故障位置进行诊断定位。以简单配电网为例进行说明,如图 3 所示。

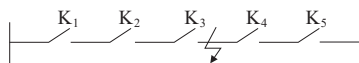


图 3 简单配电网

Figure 3 Simple distribution network

由图 3 可知,若开关 K_3 、 K_4 之间线路发生故障,那么 K_1 到 K_3 之间的线路上将流过故障电流,而其他开关则不会流过故障电流。FTU 对应的信息矩阵为 $[K_1 K_2 K_3 K_4 K_5] = [1 1 1 0 0]$,然后遗传算法优化的 BP 神经网络对信息矩阵进行综合分析并诊断,实现对故障线路的准确定位。

3 仿真测试

3.1 仿真模型

本文采用模块区域划分的思想,以联络开关为界限,对多电源复杂拓扑配电网结构进行分区,将其简化为单电源配电网模型的集合,故设定如图 4 所示的单电源配电网模型。

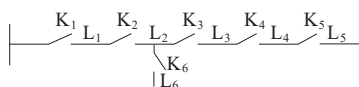


图 4 单电源配网模型

Figure 4 Single-supply power distribution model

图 4 中, K_1 为安装在馈线上的断路器, $K_2 \sim K_6$ 为安装在馈线上的分段开关, $L_1 \sim L_6$ 为馈线线路。

3.2 模型测试

BP 神经网络训练时,设定其次数 1 000,目标设定 0.01,其学习速率设定 0.1;遗传算法中种群大小设定 30,进化次数设定 50 次,代沟设定 0.95,交叉概率设定 0.7,变异概率设定 0.01。

配电网实际运行过程中,单重故障率远高于其他情况,故仿真中仅考虑单重故障。根据上述模型,可能出现的情况故障样本输入和输出集合分别如表 1、2 所示。

表 1 故障输入样本集

Table 1 Fault input sample set

编号	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6
1	1	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0
3	1	1	1	0	0	0
4	1	1	1	1	0	0
5	1	1	1	1	1	0
6	1	1	0	0	0	1

表 2 故障输出样本集

Table 2 Fault output sample set

编号	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6
1	1	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	1	0	0
5	0	0	0	0	1	0
6	0	0	0	0	0	1

选择第 1 组和第 5 组的样本信息作为测试样本,将其分别代入传统 BP 神经网络与遗传算法优化后的 BP 神经网络模型,最后得到两者的仿真测试结果,即故障诊断结果,如表 3 所示。

表 3 样本故障诊断结果

Table 3 Sample fault diagnosis results

传统 BP 神经网络		优化后的 BP 神经网络	
第 1 组	第 5 组	第 1 组	第 5 组
1.000 0	0.000 0	0.985 9	0.002 9
0.000 1	0.000 0	0.001 5	0.043 2
0.000 0	0.000 0	0.004 5	0.004 0
0.000 0	0.000 0	0.003 5	0.030 0
0.000 0	1.000 0	0.007 8	0.998 0
0.057 2	0.002 0	0.002 6	0.014 0
L_1 故障	L_5 故障	L_1 故障	L_5 故障

由表 3 诊断结果可知,传统 BP 神经网络与优化后的 BP 神经网络中第 1 组和第 5 组样本均能精确的定位到故障发生线路,说明将遗传算法优化后的 BP 神经网络应用于配电网故障诊断是可行的。由表 3 数据可知,遗传算法优化后的 BP 神经网络比传统 BP 神经网络更加优越。

3.3 误差分析

为了体现优化后的 BP 神经网络相较于传统 BP 神经网络的优越性,图 5、6 分别给出了两者的网络训练误差曲线。2 种网络测试和训练样本的仿真误差结果如表 4 所示。

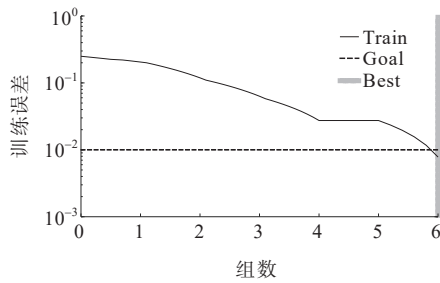


图5 传统BP神经网络训练误差曲线

Figure 5 Traditional BP network training error curve

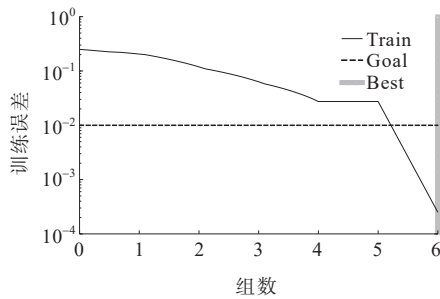


图6 优化后BP神经网络训练误差曲线

Figure 6 Optimized BP neural network training error curve

表4 测试与训练样本仿真误差结果

Table 4 Test and training sample simulation error results

算法	测试误差	训练误差
传统BP神经网络	0.059 2	0.119 8
优化后的BP神经网络	0.054 6	0.074 1

由图5、6可知,在第6次训练时取得了最佳值。根据表4中的数据,可以得知在对传统BP神经网络进行优化后,测试误差从0.059 2降低到了0.054 6,同时训练误差也从0.119 8下降至0.074 1。测试误差和训练误差的降低表明,通过遗传算法优化后的BP神经网络相较于传统的BP神经网络,具备明显的优势。这是因为经过优化的BP神经网络使用了经过遗传算法选择的最佳初始权值和阈值,而非随机初始值,从而消除了传统BP神经网络中随机性带来的初始值选择问题。这使得优化后的BP神经网络结果更加精确。

3.4 容错性分析

配电网中的终端设备大部分位于室外,由于工作环境等原因容易发生信息错报或漏报等故障,此时调度中心收到的信号将会畸变,导致故障输入样本集发生错误,进而导致故障诊断错误。本文假设信息传输过程中第5组中的 K_3 发生信息误传,此时

故障输入样本由 $[K_1 K_2 K_3 K_4 K_5 K_6]=[1 1 1 1 1 0]$ 变为 $[K_1 K_2 K_3 K_4 K_5 K_6]=[1 1 0 1 1 0]$,进行样本故障诊断,如表5所示。

表5 样本故障诊断结果

Table 5 Sample fault diagnosis results

传统BP神经网络		优化后的BP神经网络	
第1组	第5组	第1组	第5组
1.000 0	0.987 8	0.985 9	0.072 9
0.000 1	0.000 0	0.026 1	0.033 3
0.000 0	0.000 0	0.002 4	0.002 4
0.000 0	0.001 7	0.007 8	0.030 2
0.000 0	1.000 0	0.000 8	0.978 0
0.057 2	0.007 0	0.012 6	0.004 0
L_1 故障	L_1L_5 故障	L_1 故障	L_5 故障

由表5可知,当第5组中的 K_3 发生信息误传,相较于传统BP神经网络发生误判,遗传算法优化后的BP神经网络依然可以准确地进行故障诊断。

4 结语

本文针对传统BP神经网络在配电网故障诊断中存在的收敛速度慢、容错性差等问题进行研究,提出了遗传算法优化的BP神经网络,利用遗传算法的全局搜索能力对其初始值进行优化,并进行了算例仿真验证。仿真测试表明,遗传算法优化后的BP神经网络在配网故障诊断方面具有可行性,相较于传统BP神经网络,其训练误差和测试误差耕地,具有更高的准确性,且在终端设备传输信息错误,信息畸变的情况下具有较强的容错性。

参考文献:

- [1] 胡国,颜云松,吴海,等.基于主配协同的配电网紧急负荷控制策略及终端实现[J].电力系统自动化,2022,46(2):180-187.
HU Guo, YAN Yunsong, WU Hai, et al. Emergency load control strategy and terminal implementation for distribution network based on collaboration of main grid and distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 180-187.
- [2] 陈厚合,丛前,姜涛,等.多能协同的配电网供电恢复策

- 略[J]. 电工技术学报,2022,37(3):610-622+685.
- CHEN Houhe, CONG Qian, JIANG Tao, et al. Distribution systems restoration with multi-energy synergy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3):610-622+685.
- [3] 孙阳盛,涂崎,赵中华,等. 基于5G及IEC 61850的韧性配电网故障信息智能传输技术研究[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(21):108-117.
- SUN Yangsheng, TU Qi, ZHAO Zhonghua, et al. Intelligent transmission technology of fault information in a resilient distribution network based on 5G and IEC 61850[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21):108-117.
- [4] 姚永峰,王启哲,王慧萍,等. 基于邻接矩阵的低压配电网故障区段定位方法[J]. 中国电力,2021,54(11):91-96+114.
- YAO Yongfeng, WANG Qizhe, WANG Huiping, et al. Faulted line segment location method for low-voltage distribution network based on adjacency matrix[J]. Electric Power, 2021, 54(11):91-96+114.
- [5] WU L P, HUANG C, QI Y, et al. A new adaptive matrix algorithm for fault location in distribution network with distributed generation[C]//International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE), Yichang, China, 2011.
- [6] TRINDADEF C L, FREITAS W, VIEIRAJC M. Fault location in distribution systems based on smart feeder meters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1):251-260.
- [7] 麦章渠,曾颖,张禄亮,等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的有源配电网故障定位[J]. 智慧电力,2022,50(11):104-111.
- MAI Zhangqu, ZENG Ying, ZHANG Luliang, et al. Fault location of active distribution network based on improved Harris Hawks optimization algorithm[J]. Smart Power, 2022, 50(11):104-111.
- [8] 陈敬技,丁同奎,张钊. 蚁群算法在配电网故障定位中的应用[J]. 电力系统自动化,2006,30(5):74-77.
- CHEN Xinji, DING Tongkui, ZHANG Zhao. Ant colony algorithm for solving fault location in distribution networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(5):74-77.
- [9] 张颖,周韧,钟凯. 改进蚁群算法在复杂配电网故障区段定位中的应用[J]. 电网技术,2011,35(1):224-228.
- ZHANG Ying, ZHOU Ren, ZHONG Kai. Application of improved ant colony algorithm in fault-section location of complex distribution network[J]. Power System Technology, 2011, 35(1):224-228.
- [10] 刘蓓,汪讽,陈春,等. 和声算法在含DG配电网故障定位中的应用[J]. 电工技术学报,2013,28(5):280-286.
- LIU Bei, WANG Feng, CHEN Chun, et al. Harmony search algorithm for solving fault location in distribution networks with DG[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5):280-286.
- [11] 曹源,高丙朋,张振海. 一种基于PSO-GWO的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表,2021,58(9):35-40.
- CAO Yuan, GAO Bingpeng, ZHANG Zhenhai. A fault diagnosis method for power grid based on PSO-GWO[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(9):35-40.
- [12] 姚永峰,王启哲,王慧萍,等. 基于邻接矩阵的低压配电网故障区段定位方法[J]. 中国电力,2021,54(11):91-96+114.
- YAO Yongfeng, WANG Qizhe, WANG Huiping, et al. Faulted line segment location method for low-voltage distribution network based on adjacency matrix[J]. Electric Power, 2021, 54(11):91-96+114.
- [13] 王巍璋,王淳,敖鑫. 基于果蝇优化算法的配电网故障定位[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(18):108-114.
- WANG Weizhang, WANG Chun, AO Xin. Fault location of power distribution network based on fruit optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18):108-114.
- [14] 郭壮志,吴杰康. 配电网故障区间定位的仿电磁学算法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(13):34-40.
- GUO Zhuangzhi, WU Jiekang. Electromagnetism-like mechanism based fault section diagnosis for distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(13):34-40.
- [15] 孙志达,杨涛,吴栋冀,等. 基于多源信息和遗传算法的配电网故障定位模型[J]. 智慧电力,2021,49(12):104-110.
- SUN Zhida, YANG Tao, WU Dongqi, et al. Fault location model for distribution networks based on multi-source information and genetic algorithm[J]. Smart Power, 2021, 49(12):104-110.
- [16] 严太山,崔杜武,陶永芹. 基于改进遗传算法的配电网故障定位[J]. 高电压技术,2009,35(2):255-259.
- YAN Taishan, CUI Duwu, TAO Yongqin. Fault location for distribution network by improved genetic algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2009, 35(2):255-259.

- 经网络超短期风电功率预测方法[J]. 高电压技术, 2021, 48(6): 2117-2127.
- LI Zhuo, YE Lin, DAI Binhua, et al. Ultra-short-term wind power prediction method based on IDSCNN-AM-LSTM combination neural network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 48(6): 2117-2127.
- [16] 朱凌建, 荀子涵, 王裕鑫, 等. 基于 CNN-Bi LSTM 的短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4532-4539.
- ZHU Lingjian, XUN Zihan, WANG Yuxin, et al. Short-term power load forecasting based on CNN-BiLSTM[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4532-4539.
- [17] 胡浩亮, 李前, 卢树峰, 等. 电子式互感器误差的两种校验方法对比[J]. 高电压技术, 2011, 37(12): 3022-3027.
- HU Haoliang, LI Qian, LU Shufeng, et al. Comparison of two electronic transformer error measuring methods[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(12): 3022-3027.
- [18] 唐登平, 蔡文嘉, 周翔宇, 等. 基于 VMD 和样本熵的电磁式电流互感器故障诊断[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(6): 144-150.
- TANG Dengping, CAI Wenjia, ZHOU Xiangyu, et al. Fault diagnosis of current transformer based on VMD and sample entropy[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(6): 144-150.
- [19] 张竹. 电容式电压互感器计量误差状态评估和预测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
- ZHANG Zhu. Research on condition evaluation and prediction methods for the metering error of capacitor voltage transformer[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.
- [20] 刘季昂, 刘友波, 邱高, 等. 基于高斯过程回归的电网运行方式快速置信评价[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(11): 181-190.
- LIU Ji'ang, LIU Youbo, QIU Gao, et al. Fast confidence evaluation of operation mode of power grid based on gaussian process regression[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 181-190.
- [21] 刘军, 王苗, 严清心, 等. 基于组合赋权和梯形云模型的发电商市场力评价[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(2): 58-66.
- LIU Jun, WANG Miao, YAN Qingxin, et al. Market power evaluation of generators based on combination weighting and trapezoidal cloud model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(2): 58-66.
- [22] 吴少聪. 基于混合模型的股票趋势预测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- WU Shaocong. Research on methods of stock trends prediction based on hybrid model[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [23] 熊一, 詹智红, 柯方超, 等. 基于改进 BP 神经网络的变电站检修运维成本预测[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(4): 44-52.
- XIONG Yi, ZHAN Zhihong, KE Fangchao, et al. Overhaul operation and maintenance cost prediction of substation based on improved BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(4): 44-52.
- [24] 张帅可, 罗萍萍. 基于混合分布模型的风电功率超短期预测误差分析[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 111-118.
- ZHANG Shuaike, LUO Pingping. Wind ultra short-time prediction error analysis of wind power based on mixed distribution model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 111-118.
- [25] LI Z H, LI H B, ZHANG Z, et al. An online calibration method for electronic voltage transformers based on IEC 61850-9-2[J]. Mapan-Journal of Metrology Society of INDIA, 2014, 29(2): 201497-105.

(上接第 187 页 = Continued from page 187)

- [17] 韩筛根, 朱孟周, 李玉凌, 等. 一二次融合配电开关的融合决策及故障诊断研究[J]. 高压电器, 2021, 57(2): 14-21.
- HAN Shaigen, ZHU Mengzhou, LI Yuling, et al. Study on fusion decision and fault diagnosis of primary and secondary fusion distribution switch[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(2): 14-21.
- [18] YU L, SUN Y, LI K J, et al. An improved genetic algorithm based on fuzzy inference theory and its application in distribution network fault location[C]// 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications(ICIEA), Hefei, China, 2016.
- [19] 苗人杰, 刘玉林, 张利, 等. 基于多代理系统的含 DG 辐射状配电网故障定位[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(1): 8-15.
- MIAO Renjie, LIU Yulin, ZHANG Li, et al. A fault location algorithm in radial distribution networks with distributed generators based on multi-agent technology[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(1): 8-15.
- [20] POURAHMADI-NAKHLI M, SAFAVI A A. Path characteristic frequency-based fault locating in radial distribution systems using wavelets and neural networks [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(2): 772-781.