

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.04.034

基于时频特征分析的变压器有载分接开关运行状态识别

曹 宏

(河南森源电气股份有限公司, 河南 许昌 461500)

摘要: 为了对变压器有载分接开关的运行状态进行识别,该研究首先对其运行状态和故障特征进行总结分析,针对分接开关运行过程中产生的振动信号,利用集合经验模态(EEMD)分解为多个固有模态函数分量(IMF),再经过希尔伯特变换法,结合能量熵提取得到基于时频分析的特征向量。将特征向量输入自适应遗传算法(AGA)优化的BP神经网络模型中进行故障识别,并进行数据仿真,与相空间重构后提取的特征向量(PPDC)进行对比,验证不同网络模型下,所提方法的识别准确率和收敛速度。结果表明,以PPDC故障样本作为模型输入时,AGA算法优化前后的BP神经网络模型的识别准确率分别为81.68%和88.32%,收敛次数为981和363,当以基于时频特征提取的故障样本作为模型输入时,AGA算法优化前后的BP神经网络模型的识别准确率分别为91.66%和96.68%,收敛次数为349和159,AGA算法可显著提高BP神经网络模型的性能。由此可见,可将时频特征提取方法与AGA-BP神经网络结合,实现有载分接开关运行状态的有效识别。

关键词: 有载分接开关; 时频特征分析; 集合经验模态分解; 自适应遗传算法; 希尔伯特变换

Identification of the Operation State of Transformer On-load Tap-changer Based on Time-frequency Characteristic Analysis

CAO Hong

(Henan Senyuan Electric Co., Ltd., Henan Xuchang 461500, China)

Abstract: In order to identify the operation state of the transformer on-load tap-changer, this study first summarizes its operation state and fault characteristics, and uses the empirical mode (EEMD) to decompose the vibration signals generated during the operation of the tap-changer into Multiple intrinsic mode function components (IMF) are combined with Hilbert transform and energy entropy extraction to obtain feature vectors based on time-frequency analysis. The feature vectors are input into the BP neural network model optimized by the adaptive genetic algorithm (AGA) for fault identification, and the data simulation is performed. The feature vectors are compared with the feature vectors (PPDC) extracted after phase space reconstruction, and the results are verified under different network models. The recognition accuracy and convergence speed of the method are improved. The results show that when PPDC fault samples are used as the model input, the recognition accuracy of the BP neural network model before and after AGA algorithm optimization is 81.68% and 88.32%, and the number of convergence is 981 and 363. As the model input, the recognition accuracy of the BP neural network model before and after the AGA algorithm optimization is 91.66% and 96.68%, respectively, and the number of convergence is 349 and 159. The AGA algorithm can significantly improve the performance of the BP neural network model. It can be seen that the time-frequency feature extraction method can be combined with the AGA-BP neural network to realize the effective identification of the operating status of the on-load tap-changer.

Key words: on-load tap-changer; time-frequency characteristic analysis; ensemble empirical mode decomposition; adaptive genetic algorithm; Hilbert transform

收稿日期:2019-11-05; 修回日期:2020-01-16

0 引言

安全工作的电力网络系统可以保证电力供应的稳定运行,随着日常生活、工作各项需求增加,电网规模不断扩大,电力设备的数量也呈爆炸性增加,电网安全与设备安全息息相关,若电力设备发生故障,则会严重影响正常的工作生活和公共安全,造成经济财产损失^[1-2]。有载分接开关作为变压器的关键部件,用来实现电网的有载调压,其运行状态决定了变压器和整个电力设备的安全运行^[3]。有载分接开关结构复杂,相对独立,在变压器中需要进行频繁的切换操作,是造成变压器故障的主要原因^[4]。因此,对有载分接开关的运行状态进行有效评估识别,有利于提高电网的安全稳定。

目前,对于有载分接开关往往采用事后维修、定期维修的检修体制,该方法可在一定程度上维护设备的正常运行,但其并不能提高设备的有效利用率,检修成本高,甚至出现部分检修不及时、漏检等情况,造成不必要的损失^[5]。至此,状态检修模式逐渐被大众接受使用,可避免盲目性检测,节省检修成本,提高设备使用率,防患于未然^[6]。该方法是通过对有载分接开关产生的振动信号进行检测分析,提取特征数据,识别机械故障^[7]。现有研究中,常通过傅里叶变换、小波变换等方法对振动信号进行分析研究,适用于平稳信号的分析提取,而有载分接开关产生的是非平稳信号,这些方法存在一定的缺陷,无法进行特征向量的提取分析^[8-9]。希尔伯特变换法是一种高效的信号时频分析方法,根据数据的时间尺度和局部特性进行特征提取,可适用于有载分接开关的振动信号分析提取中^[10-11]。而人工神经网络是根据人脑神经元的结构建立起来的非线性网络系统,由大量处理单元高度串、并联而成,由于这种处理单元的非线性特性,从而使神经网络能够具有对人脑进行简单模拟运算的能力^[12-13]。有载分接开关是一种复杂的非线性系统,受到人本身所学知识方面的制约以及有载分接开关在不同工作状态下的随机因素的影响,致使人为经验所做出的判断并不完全准确。由于人工神经网络强大的学习能力、非线性处理功能以及良好的自适应性,从而使得神经网络能够比较有效地避免这一类问题的发生^[14-15]。BP神经网络是一种多层前向神经网络,在系统辨识、模式识别、函数拟合以及图像处理等实际问题中得到了广泛的应用。但其存在收敛速度慢、局部极小值等问题,往往需要对其进行优

化改进^[16-18]。

基于此,该研究利用集合经验模态(EEMD)分解为多个固有模态函数分量(IMF),再经过希尔伯特变换法,结合能量熵提取得到基于时频分析的特征向量。将特征向量输入自适应遗传算法(AGA)优化的BP神经网络模型中进行故障识别,并进行数据仿真,验证所提特征提取方法的识别准确率和收敛速度,为有载分接开关的运行状态识别研究提供理论数据支持。

1 方法

1.1 变压器有载分接开关运行状态及故障特征分析

变压器有载分接开关主要包括分接选择器、切换开关和驱动机构3部分,其工作原理为:为了使不同的电压等级之间进行变换,可以通过变压器调节一次和二次侧线圈匝数,但是变压器的高压线圈在低压线圈外围,为方便连接线圈,连接分接开关与变压器接头,改变变压器接入的有效匝数,调节变压器的二次侧电压。

有载分接开关可以根据各部件之间的碰撞产生振动信号,以此反映有载分接开关的运行状态。有载分接开关的机构复杂,容易出现各种故障,常见的机械故障种类见表1。

1.2 基于集合经验模态分解(EEMD)的能量熵时频特征提取

EEMD分解原理为:通过向振动信号中加入高斯白噪声,使振动信号分解,并具有不同的尺度连续性。但是,高斯白噪声具有零均值性,分解处理后,需要计算其平均值,使其更加逼近真实模态。

通过EEMD分解分接开关的振动信号的分解过程如下:

1)将高斯白噪声 $l_k(t)$ 分多次加入采集的原始振动信号 $x_i(t)$ 中,获得待测信号 $x_{ik}(t)$ 为

$$x_{ik}(t) = x_i(t) + l_k(t) \quad (1)$$

2)根据经验模态分解(EMD)将待测信号 $x_{ik}(t)$ 分解为多个固有模态函数分量(IMF) $c_{kj}(t)$ 和余项 $r_k(t)$ 。 $c_{kj}(t)$ 表示第 k 次加入高斯白噪声时分解获得的第 j 个IMF分量。

3)重复1)和2) N 次,将分解获得的 N 组IMF分量及余项均值作为最终分解结果,即

$$\bar{c}_j(t) = \sum_{k=1}^N c_{kj}(t) / N \quad (2)$$

$$\bar{r}_n(t) = \sum_{k=1}^N r_k(t) / N \quad (3)$$

表1 有载分接开关的常见机械故障

Table 1 Common mechanical faults of the on-load tap-changer

故障种类	故障原因	分接开关性能影响	振动信号特征
触头松动	结合面不够,配合、固定过松,运行时间长,发生变形,触头弹簧压力低	动静触头接触不良,局部过热,烧毁触头,致使变压器停止运行	尖峰脉冲幅值衰减,低频振动脉冲簇增加,持续时间延长
触头磨损	动定触头接触时,产生滑动摩擦;电腐蚀作用		尖峰脉冲幅值衰减
主轴变形	材料机械强度不足、拨杆拨盘松动,快速机构零部件掉落,主弹簧频繁切换,受力异常	切换卡涩、失败,过度电路绝缘故障,烧毁过渡电阻,动静触头接触不良	出现切换振动脉冲簇的时间延迟,脉冲簇中的小幅值尖峰脉冲数目减少,故障严重时切换振动脉冲簇消失
主弹簧弱化	生产材料质量、工艺不合格;使用方法不正确、改变分接开关的状态次数过多,使弹簧过度拉伸	分接开关切换速度慢、时间长,切换不到位,烧毁过渡电阻	出现切换振动脉冲簇的时间延迟、持续时间长,故障严重时触头与主弹簧产生的强烈振动脉冲簇消失

其(2)、(3)中: $\bar{c}_j(t)$ 表示分接开关第 i 次采集的原始振动信号经过 EEMD 分解后得到的第 j 个 IMF 分量; $\bar{r}_n(t)$ 表示对应的余项。

利用 EEMD 分解有载分接开关的原始振动信号,计算各 IMF 分量 $\bar{c}_j(t)$ 与 $x_i(t)$ 的相关系数 μ_j ,保留前 6 个 IMF 分量,即 IMF₁ 到 IMF₆,这些分量中包含了运行状态信息。

在 EEMD 分解时,一般根据人为经验确定所加入白噪声的大小。若加入白噪声过大,则会造成过大的干扰,影响分解效果;若加入白噪声过小,则会造成模态混叠。因此,在实际分解过程中,所加入白噪声的大小应为原始信号的 20%,根据原信号频率成分增减幅值,若以高频为主,则应减小白噪声;反之,则应增大白噪声。

在 EEMD 分解时,需进行的白噪声集合平均次数符合以下规律

$$\varepsilon_m = \frac{\eta}{\sqrt{M}} \quad (4)$$

式(4)中: M 表示集合平均次数; η 表示白噪声幅值标准差的比值系数; ε_m 表示 IMF 分量与输入信号的相对误差。

所进行的集合平均次数越多,白噪声对分解效果的影响越小,足够多时,其影响力可以忽略不计。综合考虑成本和分解效果,集合平均次数范围为 150~350 次,在此范围内,白噪声造成的干扰误差约为 1%,在允许误差范围内^[19]。

上述几种有载分接开关的运行状态特征信息保存在信息包络中,因此,常用希尔伯特变换法(HT)对 IMF 分量进行时频特征提取分析。有载分接开关

的振动信号 $x_i(t)$ 的第 j 个分量 $\bar{c}_j(t)$ 的复信号 $g_j(t)$ 为

$$g_j(t) = \bar{c}_j(t) + j\bar{c}_j'(t) \quad (5)$$

$$\text{式(5)中: } \bar{c}_j'(t) = \frac{1}{\pi t} \bar{c}_j(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\bar{c}_j(\tau)}{t-\tau} d\tau; \text{ 称为 } \bar{c}_j(t)$$

的 HT 变换,反映了信号随时频的变化情况。信号的包络 $A_j(t)$ 为

$$A_j(t) = \sqrt{\bar{c}_j^2(t) + \bar{c}_j'^2(t)} \quad (6)$$

能量熵表示振动信号的特征参数,反映信号振动时产生的异常现象。当有载分接开关振动稳定时,其能量熵分布也稳定在一定的范围,若能量熵大小超出标准范围,说明振动信号发生异常,有载分接开关的运行状态发生了改变。因此,可以利用能量熵识别有载分接开关的运行状态,计算公式如下:

将有载分接开关振动信号的第 j 个 IMF 分量 $\bar{c}_j(t)$ 的包络 $A_j(t)$ R 等分,计算每等分的能量值,能量计算式为

$$Q(i) = \int_{t_{i-1}}^{t_i} A_j(t)^2 dt \quad (7)$$

式(7)中: $i = 1, 2, \dots, R$; t_{i-1} 和 t_i 分别表示第 i 段的开始和结束的时间点。

对各分段能量进行归一化,见式(8)

$$\varepsilon(i) = \frac{Q(i)}{\sum_{i=1}^R Q(i)} \quad (8)$$

最后,可以得到能量熵的计算式

$$H_{ij} = -\sum_{i=1}^R \varepsilon(i) \lg \varepsilon(i) \quad (9)$$

由此,可以计算出有载分接开关振动信号的能量熵 $H_{i1} \sim H_{i6}$,构成特征向量 T_i

$$T_i = [H_{i1}, H_{i2}, \dots, H_{i6}] \quad (10)$$

1.3 基于自适应遗传算法(AGA)优化的BP神经网络的故障识别模型

BP神经网络的容错率高,可以选择BP神经网络识别有载分接开关的运行状态,并通过AGA算法对BP神经网络进行优化,提高识别精度和收敛速度。基于神经网络的故障识别模型见图1。

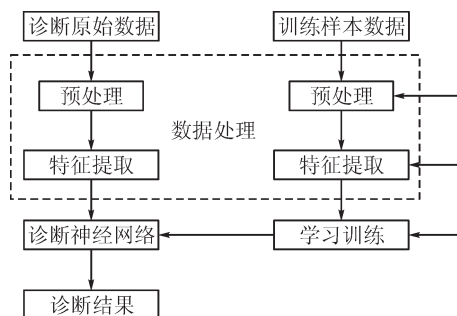


图1 基于神经网络的故障识别模型

Fig. 1 Fault recognition model based on neural network

根据他人研究,设计BP神经网络的识别模型^[20],其输出量和输入量确定如下:

1)确定输出量。该研究以有载分接开关的正常状态和前文所述4种故障种类为例进行研究,验证算法的可行性和有效性。5种机械状态类型定义及期望输出值见表2。

表2中:“√”表示期望输出结果正确;“×”表示输出结果错误。例如,当输入的是正常状态 S_1 时,其期望输出也为正常状态 S_1 时,则表示输出结果正确性,用“√”表示,若期望输出结果为主弹簧弱化 S_2 时,则表示输出结果有误,用“×”表示。

表2 故障识别模型的期望输出

Table 2 Expected output of the fault recognition model

运行状态	正常状态 S_1	主弹簧弱化 S_2	主轴变形 S_3	触头松动 S_4	触头磨损 S_5
正常状态 S_1	√	×	×	×	×
主弹簧弱化 S_2	×	√	×	×	×
主轴变形 S_3	×	×	√	×	×
触头松动 S_4	×	×	×	√	×
触头磨损 S_5	×	×	×	×	√

2)确定输入量。将振动信号提取的特征向量作为识别模型的输入。为了验证本研究所提时频特征提取方法的优越性,将该方法与相空间重构后提取的特征向量(PPDC)进行对比。将两种方法提取的振动特征向量作为识别模型的输入样本,进行故障识别。

PPDC基于几何空间进行特征提取,通过对振动信号进行相空间重构,提取振动信号的特征参数,通过特征参数构建特征向量,作为故障识别模

型的样本集。该方法可以保证重构后的几何特征不变,可用来识别有载分接开关的运行状态,进而提出应对方案^[21]。

虽然BP神经网络优势明显,但其对初始参数敏感,会造成识别精度低,收敛速度慢,出现局部极小值。因此,可选择AGA算法进行模型优化,解决以上问题^[22-24]。AGA算法优化BP神经网络的流程见图2。

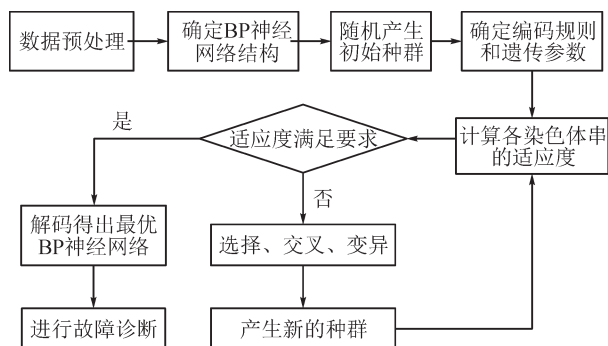


图2 AGA-BP神经网络的优化流程

Fig. 2 Optimization process of AGA-BP neural network

1)确定编码方式,该研究选择浮点编码方式,对权值和阈值进行染色体编码。

2)选择适应度函数,判断编码的染色体的适应度要求。适应度函数通过目标函数进行转换,即

$$E_m = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^q (y_t^i - c_t^i)^2, E_m \text{ 越大, 适应度越小, 反之, 则适应度越大。适应度函数 } f(E_m) \text{ 表示为}$$

$$f(E_m) = \frac{1}{E_m} \quad (11)$$

3)对于不满足适应度要求的编码染色体,将其交叉变异,从而产生新的种群。不断重复上述步骤,直至满足适应度要求,将最优解输出。

基于AGA-BP神经网络的有载分接开关的故障识别模型见图3。提取有载分接开关的运行状态信号,然后,归一化处理所提取的特征数据,建立样本集,并分为训练集和测试集两个部分。通过训练样本训练AGA-BP神经网络,进而对有载分接开关的运行状态进行识别。

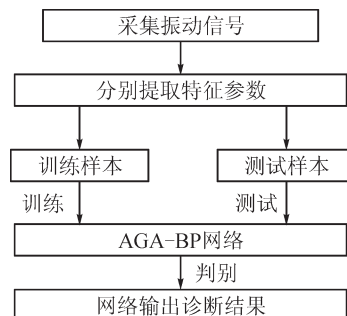


图3 基于AGA-BP神经网络的有载分接开关的故障识别模型

Fig. 3 Fault recognition model of on-load tap-changer based on AGA-BP neural network

1.4 仿真样本数据来源

该本研究以CM型有载分接开关为例,研究其正常运行状态和前文所述4种机械故障状态。利用YD-37型加速度传感器采集产生的机械振动信号,其分辨率为0.002 g,频率响应范围为1~25 kHz,谐振频率为40 kHz,量程为500 g,激励电压直流为24 V,现场装设见图4。每种运行状态采集30组数据,总共150组数据。将由PPDC提取的特征向量作为第1类模型输入样本,将EEMD和能量熵结合提取的时频特征向量作为第2类模型输入样本,将2组故障样本归一处理后,作为基于AGA-BP神经网络故障识别模型的输入,对有载分接开关进行运行状态识别。将提取的150组样本数据的前100组用于训练模型,后50组用于测试样本,进行仿真实验。



图4 YD-37型传感器现场装设图

Fig. 4 The installation diagram of YD-37 sensor

2 结果

2.1 PPDC故障样本识别结果

在AGA算法优化前后的2种故障识别模型下,PPDC模型输入样本的故障识别结果见图5。从图5中可以看出,在输入样本相同的情况下,AGA算法优化前后,BP神经网络模型的识别准确率分别为81.68%和88.32%,AGA算法优化后可显著提高BP神经网络模型的故障识别准确率。

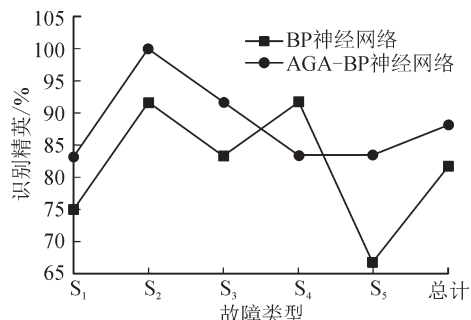


图5 PPDC模型输入样本的故障识别结果

Fig. 5 Fault recognition results of PPDC model input samples

AGA算法优化前后BP神经网络的误差见图6。从图6中可以看出,AGA算法优化后的故障识别模型的收敛次数明显低于优化前,收敛速度更快。

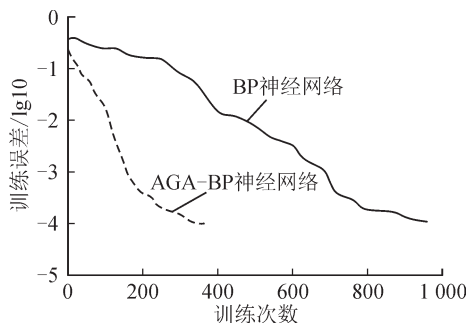


图6 PPDC模型输入样本的误差曲线

Fig. 6 The error curve of PPDC model input samples

2.2 基于时频特征提取的故障样本识别结果

在AGA算法优化前后的两种故障识别模型下,基于时频特征提取的模型输入样本的故障识别结果见图7。从图7中可以看出,在输入样本相同的情况下,AGA算法优化前后,BP神经网络模型的识别准确率分别为91.66%和96.68%,AGA算法优化后的识别准确率更高。

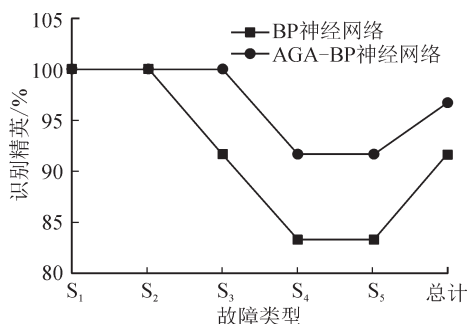


图7 基于时频特征提取的模型输入样本的故障识别结果

Fig. 7 Fault recognition results of model input samples based on time-frequency feature extraction

2种神经网络模型的误差收敛曲线见图8。从图8中可以看出,AGA算法优化后的故障识别模型的收敛速度更快,性能优于未优化的故障识别模型。

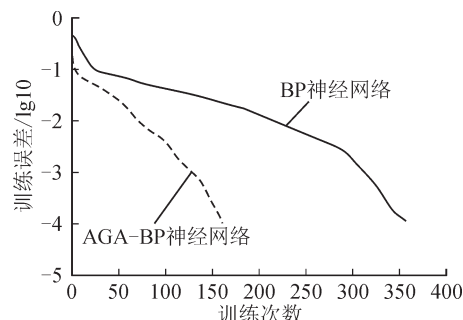


图8 基于时频特征提取的模型输入样本的误差收敛曲线

Fig. 8 The error convergence curve of model input samples based on time-frequency feature extraction

2.3 两种故障样本的故障识别结果对比

根据上述分析,当以相空间重构提取的特征向量故障样本作为模型输入,识别有载分接开关的运行状态时,AGA算法优化前后,BP神经网络故障识别模型的识别准确率分别为81.68%和88.32%,收敛次数为981和363。当以基于时频特征提取的特征向量故障样本作为模型输入识别故障时,AGA算法优化前后的BP神经网络模型的识别准确率分别为91.66%和96.68%,收敛次数为349和159。从中可以看出,基于时频特征提取的模型输入样本在识别准确率和收敛速度上均优于相空间重构提取的PPDC模型输入样本,可进行有载分接开关运行状态的有效识别。

3 结语

该研究为了识别变压器有载分接开关的运行状态,对其运行状态和故障特征振动信号进行分析,利用EEMD分解为多个IMF,再经过希尔伯特变换法,结合能量熵提取得到基于时频分析的特征向量。并将特征向量输入AGA算法优化后的BP神经网络模型中进行故障识别,进行数据仿真,验证所提方法的有效性和可行性。AGA算法优化后,BP神经网络模型的识别准确率和收敛速度均明显提高,以基于时频特征提取的故障样本作为模型输入比以PPDC故障样本作为模型输入时的识别准确率和收敛速度更优。该研究通过将时频特征提取方法与AGA-BP神经网络相结合,实现了有载分接开关运行状态的有效识别,为该领域的研究工作提供了相应的指导。但是,该研究仍存在一定的不足。该研究仅针对单一的故障类型进行分析,当出现两种或两种以上故障时,该模型略显不足。在今后的研究工作中,将深入分析处理有载分接开关的机械振动信号,引入其他信号进行多种并发故障的识别诊断。

参考文献:

- [1] GUPTA B B, AKHTAR T. A survey on smart power grid: Framework, tools, security issues, and solutions[J]. Annals of Telecommunications, 2017, 72(9/10): 517-549.
- [2] PREHODA E W, SCHELLY C, PEARCE J M. US strategic solar photovoltaic - powered microgrid deployment for enhanced national security[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017(78): 167-175.
- [3] FAN Renjing, FU Peng, TAO Jun, et al. Strategy design and transient analysis of ITER PPEN transformer on-load tap changer during converter operation[J]. Journal of Fusion Energy, 2018, 37(6): 346-353.
- [4] AZIZ T, KETJOY N. Enhancing PV penetration in LV networks using reactive power control and on load tap changer with existing transformers[J]. IEEE Access, 2017(6): 2683-2691.
- [5] ZHANG Cuo, XU Yan, DONG Zhaoyang, et al. Three-stage robust inverter - based voltage/var control for distribution networks with high - level PV[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 10(1): 782-793.
- [6] ALASWAD S, XIANG Y. A review on condition-based maintenance optimization models for stochastically deteriorating system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017(157): 54-63.
- [7] DEJONGE B, TEUNTER R, TINGA T. The influence of practical factors on the benefits of condition-based maintenance over time-based maintenance[J]. Reliability Engineering & system safety, 2017(158): 21-30.
- [8] LI Junfang, LI Bingbing, GUO Zixun, et al. Multicomponent chirp signal detection based on discrete chirp - Fourier transform[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 96(3): 4385-4397.
- [9] KULKAMI P G, SAHASRABUDHE A D. Investigations on mother wavelet selection for health assessment of lathe bearings[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 90(9/12): 3317-3331.
- [10] JIN S, LEE S K. Bearing fault detection utilizing group delay and the Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(3): 1089-1096.
- [11] LU Siliang, ANG Xiaoxian. A new methodology to estimate the rotating phase of a BLDC motor with its application in variable - speed bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 33(4): 3399-3410.
- [12] 杨 壮, 周 渠, 赵耀洪, 等. 基于人工神经网络和多频超声波检测技术的变压器油界面张力预测[J]. 高电压技术, 2019, 45(10): 3343-3349.
- [13] 王福振. 人工神经网络结合SWAT模型在河道径流量预测中的应用[J]. 水资源开发与管理, 2017(8): 67-70.
- [14] WANG Fuzhen. Application of artificial neural network and SWAT model in river runoff prediction[J]. Water Resources Development and Management, 2017(8): 67-70.
- [15] ZUO Ying, LI Bohan, ZHAO Yujun, et al. All-optical neural network with nonlinear activation functions[J]. Optica, 2019, 6(9): 1132-1137.
- [16] XIAO Lin, LI Kenli, TAN Zhiguo, et al. Nonlinear gradient neural network for solving system of linear equations[J]. Information Processing Letters, 2019(142): 35-40.

- [16] 丁 雷. 基于EMD分解和BP神经网络的发动机故障诊断[J]. 内燃机与配件, 2018(7): 141-142.
DING Lei. Engine fault diagnosis based on EMD decomposition and BP neural network[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2018(7): 141-142.
- [17] 柴尔烜, 曾平良, 马士聪, 等. 利用GA优化后的RS-BP神经网络进行电网故障定位的方法研究[J]. 电力科学与工程, 2019, 35(9): 22-28.
CHAI Erxuan, ZENG Pingliang, MA Shicong, et al. Research on fault location method of power grid using RS-BP neural network optimized by GA[J]. Electric Power Science and Engineering, 2019, 35(9): 22-28.
- [18] 肖进丽, 李晓磊. 基于集合经验模态分解和差分进化算法优化BP神经网络的船舶交通流预测[J]. 大连海事大学学报, 2018, 44(2): 9-14.
XIAO Jinli, LI Xiaolei. Ship traffic flow prediction based on ensemble empirical mode decomposition and differential evolution algorithm to optimize BP neural network[J]. Journal of Dalian Maritime University, 2018, 44(2): 9-14.
- [19] BADAWY A, SALMAN T, ELFOULY T, et al. Estimating the number of sources in white Gaussian noise: Simple eigenvalues based approaches[J]. IET Signal Processing, 2017, 11(6): 663-673.
- [20] WANG Wenxu, TANG Ruichun, LI Cheng, et al. A BP neural network model optimized by mind evolutionary algorithm for predicting the ocean wave heights[J]. Ocean Engineering, 2018(162): 98-107.
- [21] FAN Guofeng, PENG Liling, HONG Weichang. Short term load forecasting based on phase space reconstruction algorithm and bi-square kernel regression model[J]. Applied Energy, 2018(224): 13-33.
- [22] 王福忠, 石秀立. AGA-BP神经网络的变压器分接开关机械故障诊断[J]. 现代制造工程, 2017(4): 11-16.
WANG Fuzhong, SHI Xiuli. Fault diagnosis of transformer tap-changer based on AGA-BP neural network[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2017(4): 11-16.
- [23] 刘志远, 张沈习, 韦 鹏, 等. 基于RBF神经网络的换流站交流滤波器故障预警研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2018, 39(4): 12-17.
LIU Zhiyuan, ZHANG Shenxi, WEI Peng, et al. Study on fault warning of ac filter at converter station based on RBF neural network[J]. Power Capacitors & Reactive Power Compensation, 2018, 39(4): 12-17.
- [24] 屈高强, 王承民, 齐彩娟, 等. 基于样本熵和蜻蜓算法优化SVM的电能质量扰动识别和诊断研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2019, 40(1): 115-122.
QU Gaoqiang, WANG Chengmin, QI Caijuan, et al. Study on power quality disturbance identification and diagnosis of SVM based on sample entropy and dragonfly algorithm[J]. Power Capacitors & Reactive Power Compensation, 2019, 40(1): 115-122.
- 曹 宏(1968—), 男, 教授级高级工程师, 主要从事高低压电器、电力变压器、电力系统及其自动化等方面技术的研究工作。