

基于粒子群优化与卷积神经网络的电能质量 扰动分类方法

董光德¹, 李道明², 陈咏涛¹, 马兴¹, 付昂¹, 穆钢², 肖白^{2*}

(1. 国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆市 渝北区 401123;

2. 东北电力大学电气工程学院, 吉林省 吉林市 132000)

Power Quality Disturbance Classification Method Based on Particle Swarm Optimization and Convolutional Neural Network

DONG Guangde¹, LI Daoming², CHEN Yongtao¹, MA Xing¹, FU Ang¹, MU Gang², XIAO Bai^{2*}

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Chongqing Electric Power Company, Yubei District, Chongqing 401123, China;

2. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, Jilin Province, China)

摘要: 针对传统电能质量扰动分类方法中人工选取特征困难、步骤繁琐和分类准确率低等问题, 提出了一种基于粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的扰动分类方法。首先, 利用 reshape 函数将各电能质量扰动信号的一维时间序列分别转成行列相等的二维矩阵, 并对这些二维矩阵进行适当划分, 形成训练数据集和测试数据集; 其次, 基于 CNN 构建电能质量扰动的分类模型; 再次, 采用 PSO 算法对该分类模型的参数进行优化, 使用训练数据集对优化后的电能质量扰动分类模型进行训练; 最后, 使用测试数据集对经过训练的电能质量扰动分类模型进行测试, 根据输出标签得到各类电能质量扰动的分类结果。仿真结果表明: 该分类模型可以自行提取电能质量扰动数据的特征, 相较于其他电能质量扰动分类模型, 其对电能质量扰动信号的分类准确率更高。

关键词: 新能源; 电能质量; 扰动分类; 特征提取; 粒子群优化(PSO); 深度学习; 卷积神经网络(CNN)

ABSTRACT: Aiming at the problems of difficult manual selection of features, cumbersome classification steps and low accuracy in traditional power quality disturbance classification methods, a disturbance classification method based on particle swarm optimization (PSO) and convolutional neural network (CNN) was proposed. Firstly,

the one-dimensional time series of power quality disturbance signals were converted into two-dimensional matrices with equal rows and columns by using the reshaping function, and these two-dimensional matrices were properly divided into training data set and test data set. Secondly, the classification model of power quality disturbance was built based on CNN. Thirdly, the PSO algorithm was used to optimize the parameters of the classification model, and the trained data set was used to train the optimized power quality disturbance classification model. Finally, the trained power quality disturbance classification model was tested by using the test data set, and the class results of various power quality disturbances were obtained according to the output labels. Simulation results show that the classification model can extract the characteristics of power quality disturbance data by itself. Compared with other power quality disturbance classification models, this method has higher classification accuracy for power quality disturbance signals.

KEY WORDS: new energy; power quality; disturbance classification; feature extraction; particle swarm optimization (PSO); deep learning; convolution neural network (CNN)

0 引言

随着国家大力倡导发展新能源, 越来越多的新能源发电体系以及联合优化能源系统被接入电网^[1]。与传统电力系统相比, 新能源投入到电网中使用的电子设备越来越多, 由此产生了一系列电能质量扰动问题, 如电压暂降、谐波和暂态振

基金项目: 国网重庆市电力公司科技项目(SGCQDK00DWJS2100205)。

Project Supported by Science and Technology Project of State Grid Chongqing Electric Power Company (SGCQDK00DWJS2100205).

荡等, 这些问题会对电力系统的安全稳定运行造成严重影响^[2-3]。因此, 对这些电能质量扰动问题进行精准分类至关重要, 只有这样才能降低因电能质量扰动所带来的经济损失。

传统的电能质量扰动分类方法主要采用将特征提取方法与分类方法相结合的手段^[4], 其中: 特征提取方法有傅里叶变换^[5]、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[6]、小波变换^[7]和S变换^[8-9]等; 传统的分类方法有决策树^[10]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[11]和人工神经网络^[12]等。文献[13]先通过小波变换提取特征, 再根据提取到的特征, 利用多标签决策树集成算法对电能质量扰动信号进行分类。文献[14]基于提升小波与改进BP神经网络, 实现了对电能质量扰动信号的分类。文献[15]采用小波变换获取特征, 并根据获取的特征利用SVM对电能质量扰动信号进行分类。文献[16]先通过极大重叠离散小波变换获取特征, 再通过并行马尔科夫模型对电能质量扰动信号进行分类。文献[17]先利用改进HHT法提取电能质量扰动信号的特征, 然后采用决策树进行分类。文献[18]先采用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法寻找特征, 然后利用概率神经网络对电能质量扰动信号进行分类。文献[19]将聚类改进S变换与SVM相结合, 先使用聚类改进S变换获取电能质量扰动信号特征, 然后根据这些特征采用SVM分类器对扰动信号进行分类。

上述电能质量扰动分类方法对扰动信号的分类虽然有较好的效果, 但也存在一些缺陷, 如: 在特征提取阶段, 传统傅里叶变换方法无法提取暂态特征; 在有噪声的环境下, 小波变换对电能质量扰动信号特征提取的效果会变差; HHT法有端点效应和模态混叠等问题; S变换虽然对特征提取的效果很好, 但其计算复杂, 对于实时运用有不利影响。以上这些缺陷会造成提取的特征冗余或者不足的情况。

近年来, 随着深度学习理论及其实践的快速发展, 其在多个领域应用都获得了成功, 对于电能质量扰动分类也具有极大的优势, 如深度神经网络(deep neural network, DNN)和受限玻尔兹

曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)等。文献[20]设计了3层DNN对电能质量扰动进行分类, 并采用正则化方法防止过拟合; 文献[21]运用RBM对电能质量扰动信号特征进行提取, 并完成了扰动分类。虽然DNN和RBM都可以自动提取特征, 弥补特征冗余或者不足的缺陷, 但是其需要训练的参数较多, 容易造成梯度消失或爆炸等情况。

为此, 本文提出了基于PSO与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的电能质量扰动分类方法, 利用PSO算法优化CNN的参数, 避免出现梯度消失或爆炸等情况, 并通过仿真算例验证了方法的有效性。

1 基本原理

基于PSO-CNN的扰动分类方法基本原理如图1所示, 具体过程如下:

1) 数据输入。对电能质量扰动信号添加高斯白噪声并进行采样, 将电能质量一维扰动信号转成二维扰动信号, 便于CNN更好地识别信号。

2) 分类模型。首先, 通过CNN前向传播中的卷积层对电能质量扰动数据进行特征提取; 其次, 通过池化层对特征数据进行降维; 再次, 利用全连接层对特征进行拟合, 通过反向传播中的梯度下降法更新权重, 以减小误差值; 最后, 采用Softmax分类器实现扰动分类, 得到各电能质量扰动的分类准确率。通过设置归一化层, 避免卷积神经网络过拟合问题。

3) 参数优化。利用PSO的寻优特性对基于

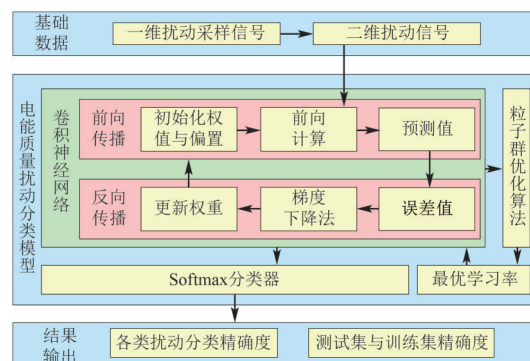


图1 PSO-CNN分类方法基本原理图

Fig. 1 Basic schematic diagram of PSO-CNN classification method

CNN构建的电能质量扰动分类模型的学习率进行优化,通过训练数据集训练此模型,使学习率达到最优值,减少训练时间,提高分类准确率。

4) 方法验证。利用电能质量扰动信号的测试数据集对已经优化好的电能质量扰动分类模型进行验证。

2 基于CNN的电能质量扰动分类模型

相较于人为设计特征提取方法, CNN可以提取电能质量扰动信号的更深层特征, 因为CNN卷积层能直接对电能质量扰动信号进行特征提取, 避免了传统方法特征提取不充足的问题, 并且传统电能质量扰动分类方法步骤繁琐, 容错率较低, 而CNN可以通过卷积层、池化层与全连接层实现特征提取与分类, 步骤简单, 精确度更高。在CNN中, 电能质量扰动信号通过堆叠多个具有非线性激活函数的链式卷积核, 使网络可以学习到电能质量扰动信号的复杂特征, 从而在全连接层特征拟合完后, 利用Softmax分类层输出各扰动类别概率构成的多向量。

CNN是由生物学家Hubel和Wiese在1962年提出的, 它是一种前馈神经网络, 包含卷积层、池化层、全连接层和分类层4个部分。

卷积层通过电能质量扰动信号与卷积核进行卷积, 实现对电能质量扰动信号的特征提取, 可表示为

$$x_l^t = \sum_{j=1}^k x_j^{t-1} * W_{jl}^t + b_l^t \quad (1)$$

式中: x_l^t 为第 t 层输出的第 l 个神经元; W_{jl}^t 为第 t 层第 j 、 l 个神经元之间的权重; b_l^t 为第 t 层第 l 个神经元的偏置; “*” 表示卷积运算; k 为神经元个数。

池化层的作用是减小从卷积层中所提取特征的空间大小, 一般分为平均池化和最大池化, 由于电能质量扰动信号易受噪声干扰, 所以本文选取最大池化, 可表示为

$$x_l^t = \max(\sum_{j=1}^k x_j^{t-1}) + b_l^t \quad (2)$$

全连接层主要用于对获取到的特征进行拟合操作, 并将拟合后的特征输入到Softmax分类层

中进行分类, 可表示为

$$x_l^t = f(x_j^{t-1} \times D_{lo}^t + b_l^t) \quad (3)$$

式中 D_{lo}^t 为第 t 层的可学习参数。

Softmax分类层输出的是电能质量扰动信号对应类别的概率, 可表示为

$$p_m = \frac{\exp(b_m)}{\sum_{j=1}^N \exp(b_j)} \quad (4)$$

式中: N 为扰动类别数量; p_m 为电能质量扰动类别为 m 的概率 ($m=1, 2, \dots, N$); b_m 为输出层待激活的神经元。

基于CNN的电能质量扰动分类模型常使用梯度下降法减小损失函数值, 而常见的损失函数有均方误差函数和交叉熵函数, 一般使用交叉熵函数, 可表示为

$$L_{\text{oss}} = \sum_{j=1}^N Q_j \log(p_m) \quad (5)$$

式中 Q_j 表示期望真实值。

3 基于PSO的电能质量扰动分类模型参数优化

CNN虽然能对电能质量扰动信号进行特征提取并分类, 但学习率等超参数往往根据人为经验得到, 导致模型出现过拟合或者欠拟合等问题, 因此需要一种结构简单、收敛速度快且容易实现的方法对这些因素进行优化。而PSO算法具有鲁棒性好、能够并行处理等特点, 相较于其他传统智能优化算法, PSO算法的计算速度和效率更高。因此, 本文选取PSO算法优化基于CNN的电能质量扰动分类模型, 将电能质量扰动分类模型的损失函数作为PSO的适应度评价函数。

PSO算法通过初始化一群粒子, 不断更新速度和位置来寻找最优值。PSO算法的初始化过程表示如下:

$$Y_i(0) = Y_{\max} - \alpha(Y_{\max} - Y_{\min}) \quad (6)$$

$$x_i(0) = 0.1S + R \quad (7)$$

式中: $Y_i(0)$ 为粒子 i 的初速度; $Y_{\max}$ 和 $Y_{\min}$ 分别为粒子速度的上限和下限; α 为 $(0, 1)$ 内的随机数; $x_i(0)$ 为粒子 i 的初始位置; S 为 $(-1, 1)$ 内的随机数; R 为待优化参数之前根据人为经验选取的数值。

位置与速度更新公式分别表示如下:

$$x_i(t+1)=x_i(t)+Y_i(t+1) \quad (8)$$

$$Y_i(t+1)=wY_i(t)+h_1R_1[P_i-x_i(t)]+h_2R_2[P_i-x_i(t)] \quad (9)$$

式中： $x_i(t)$ 为粒子 i 在 t 次迭代中的位置； $Y_i(t)$ 为粒子 i 在 t 次迭代中的速度； h_1 和 h_2 表示加速因子，为常数； w 为惯性因子； R_1 和 R_2 表示 $(0,1)$ 内的随机数。

PSO算法的流程如图2所示。

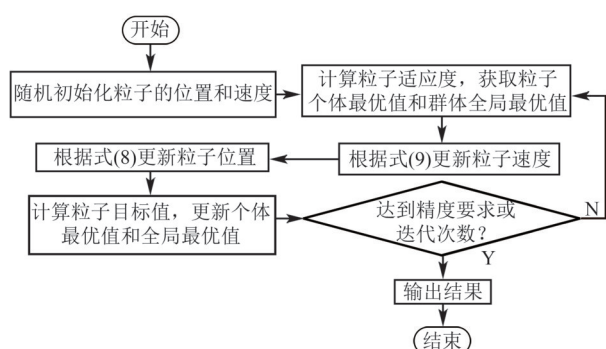


图2 PSO算法流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO

利用PSO算法优化CNN参数的步骤如下：

1) 初始化粒子参数，如粒子的初始速度和位置，粒子的迭代次数、种群数量、惯性因子和加速因子等。

2) 设置CNN需要优化的参数取值区间，将其作为更新粒子速度和位置的取值范围，若超过取值范围，则取该区间的最大值或最小值。

3) 利用式(8)和式(9)更新粒子的位置和速度，将训练CNN得到的损失函数值作为PSO的适应度值，如果适应度值优于个体最优值和全局最优值，则更新这两者的值。若训练达到精度要求或迭代次数，将所得的参数作为CNN的最优结构参数，否则返回到步骤3)。采用最优参数测试CNN，得到电能质量扰动信号的分类结果。

4 算例分析

4.1 实验数据及模型设置

利用MATLAB生成9种电能质量扰动信号，包括暂态振荡(C1)、暂态脉冲(C2)、谐波(C3)、电压闪变(C4)、电压骤升(C5)、电压中断(C6)和电压暂降(C7) 7种单一扰动，以及谐波暂降(C8)、谐波振荡(C9) 2种复合扰动。为了使电能质量扰动信

号更加接近实际信号，对其添加信噪比分别为20、30、40、50 dB的高斯白噪声。每类扰动包含1 000个样本，随机选取其中800个样本作为训练数据集，剩余的200个样本作为测试数据集。图3为电能质量扰动信号原始波形，其中，波形的幅值是以220 kV为基准转换后的标么值。

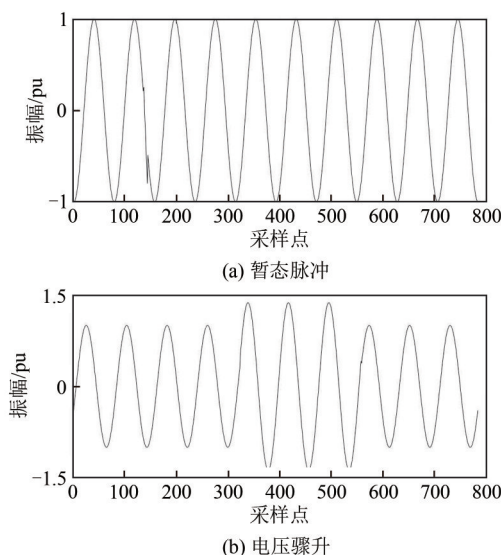


图3 电能质量扰动信号原始波形图

Fig. 3 Original waveform of power quality disturbance signal

本文设置的CNN结构包含4个卷积层，卷积核尺寸大小分别设置为 3×3 、 3×3 、 5×5 和 5×5 ，数字过滤器分别为32、32、64、64，图像填充使用padding和same，激活函数使用ReluLayer；有2个池化层，包括最大池化层和平均池化层，最大池化层内核大小设置为 2×2 ，滤波器数量为32。为防止过拟合问题，使用批量归一化层(batch normalization, BN)对提取到的特征进行归一化处理，退出层(dropout layer)的概率参数设为0.5。

本文使用CNN对电能质量扰动信号进行分类时，由于CNN适用于二维图像识别，而电能质量扰动信号是一维数据，所以利用reshape函数将一维电能质量扰动信号转成行列相等的二维矩阵，方便CNN进行分类。CNN的学习率能有效降低损失函数、提高收敛速度，但学习率太大会导致CNN过拟合，太小则会导致学习速度过慢，因此采用PSO算法优化CNN的学习率，使其达到最优值，设置其上、下限分别为0.01和0.000 1，并将

损失函数值作为PSO的适应度值。

4.2 算法训练及评估

利用 Tensorflow 和 Keras 框架对基于 PSO-CNN 的电能质量扰动分类模型进行训练，训练阶段设置训练迭代次数为30次，通过分类模型中的训练集、测试集中的损失率和分类准确率来验证分类模型的性能。损失率越小，分类准确率越高，分类模型性能越好。通过训练电能质量扰动分类模型发现：当学习率为0.003时，分类模型的分类准确率最高。图4、5分别是训练集和测试集分类准确率、损失率的对比图。

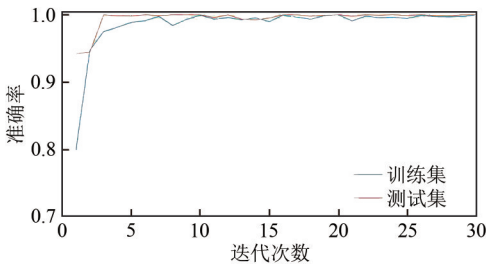


图4 PSO-CNN分类准确率曲线

Fig. 4 Curve of classification accuracy based on PSO-CNN

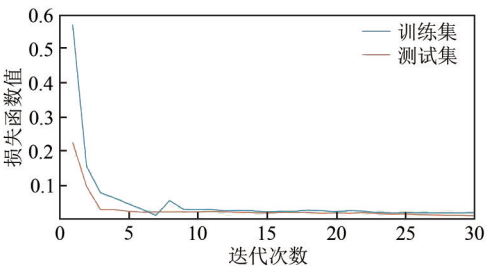


图5 PSO-CNN损失率曲线

Fig. 5 Curve of loss rate based on PSO-CNN

由图4、5可知，对于含噪声扰动信号，在电能质量扰动分类模型训练前期，损失函数曲线急速下降，此后随着迭代次数的增加，曲线缓慢下降，最后稳定在一个较低的数值；而分类准确率在训练前期急剧上升，随着迭代次数的增加，最后也会稳定在一个较高的数值。通过这两者的比较可知，对电能质量扰动信号添加高斯白噪声后，虽然也会影响电能质量扰动分类模型的分类准确率，但影响很小，说明本文方法对含有高斯白噪声的电能质量扰动信号具有一定的抗噪能力。

为了验证 PSO-CNN 的优越性，将其与 CNN

的分类准确率进行比较，结果如表1所示。

表1 不同方法的分类准确率

Tab. 1 Classification accuracy of different methods

电能质量扰动类型	分类准确率/%	
	CNN	PSO-CNN
暂态振荡(C1)	80	100
暂态脉冲(C2)	100	100
谐波(C3)	100	100
电压闪变(C4)	100	100
电压骤升(C5)	100	97
电压中断(C6)	80	100
电压暂降(C7)	100	100
谐波暂降(C8)	100	100
谐波振荡(C9)	100	100
平均值	95.56	99.67

图6为 PSO-CNN 与 CNN 关于电能质量扰动分类准确率的雷达图，可以看出，相较于 CNN，PSO-CNN 对电能质量扰动分类具有更好的效果，对电压中断和暂态振荡这2种扰动分类的准确率有明显提高，虽然对电压骤升的扰动分类准确率没有 CNN 高，但也相差不大，对结果影响很小。由此可见，PSO-CNN 是一种适用于电能质量扰动分类的方法。

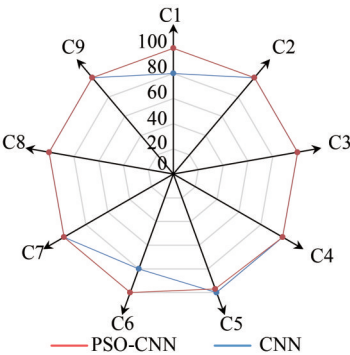


图6 电能质量扰动分类雷达图

Fig. 6 Radar diagram of power quality disturbance classification

5 结论

针对传统电能质量扰动分类方法中存在的问题，提出了基于 PSO-CNN 的电能质量扰动分类方法，并通过仿真算例验证了其有效性，得到以下结论：

- 1) 采用 CNN 对电能质量扰动数据进行分类，并将特征提取与分类2个阶段合并在一起，能够

简化分类步骤。

2) 利用 PSO 算法对 CNN 的参数进行优化, 能够避免因人为选取参数过大或过小而导致的训练时间过长或效果不理想等情况, 并且通过引入 BN 层提高了收敛速度。

3) 所构建的基于 PSO-CNN 的电能质量扰动分类模型相较于 CNN, 对电能质量扰动分类结果具有更高的准确率, 并且具有一定的抗噪性。

参考文献

- [1] 曲正伟, 张嘉曦, 王云静, 等. 考虑分布式电源不确定性的配电网改进仿射状态估计[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(23): 104-112.
QU Z W, ZHANG J X, WANG Y J, et al. Improved affine state estimation for distribution network considering uncertainty of distributed generator[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(23): 104-112.
- [2] SINGH G K. Power system harmonics research: a survey[J]. European Transactions on Electrical Power, 2009, 19(2): 151-172.
- [3] 何国庆, 王伟胜, 刘纯, 等. 分布式电源并网技术标准研究[J]. 中国电力, 2020, 53(4): 1-12.
HE G Q, WANG W S, LIU C, et al. Study on technical standard of distributed resources grid integration[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 1-12.
- [4] 王燕. 电能质量扰动检测的研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(13): 174-186.
WANG Y. Review of research development in power quality disturbance detection[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 174-186.
- [5] KOCHMANN J, MANJUNATHA K, GIERDEN C, et al. A simple and flexible model order reduction method for FFT-based homogenization problems using a sparse sampling technique[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2018, 347: 622-638.
- [6] 徐佳雄, 张明, 王阳, 等. 基于改进 HHT 的电能质量扰动检测新方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(1): 1-8.
XU J X, ZHANG M, WANG Y, et al. New method of power quality disturbance detection based on improved HHT[J]. Smart Power, 2021, 49(1): 1-8.
- [7] 苏寅生, 李智勇, 刘春晓, 等. 基于小波-隐马尔可夫的波形异常扰动类型识别研究[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(4): 53-59.
SU Y S, LI Z Y, LIU C X, et al. Research on recognition of waveform abnormal disturbance types using wavelet-hidden markov models[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(4): 53-59.
- [8] 程志友, 杨猛. 基于二维离散余弦 S 变换的电能质量扰动类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(17): 85-92.
CHENG Z Y, YANG M. Power quality disturbance type identification based on a two-dimensional discrete cosine S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(17): 85-92.
- [9] 高健, 崔雪, 邹晨露, 等. 基于改进能量集中度的 S 变换与随机森林的电能质量扰动识别[J]. 电测与仪表, 2019, 56(1): 8-14.
GAO J, CUI X, ZOU C L, et al. S-transform based on modified energy concentration and identification of power quality disturbance in random forest[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(1): 8-14.
- [10] 黄南天, 彭华, 蔡国伟, 等. 电能质量复合扰动特征选择与最优决策树构建[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(3): 776-786.
HUANG N T, PENG H, CAI G W, et al. Feature selection and optimal decision tree construction of complex power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(3): 776-786.
- [11] 张明龙, 张振宇, 罗翔, 等. 基于多核支持向量机的混合扰动波形辨识算法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(15): 43-49.
ZHANG M L, ZHANG Z Y, LUO X, et al. Complex disturbance waveform recognition based on a multi-kernel support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(15): 43-49.
- [12] 奚鑫泽, 邢超, 覃日升, 等. 基于多层特征融合注意力网络的电能质量扰动识别方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(10): 37-44.
XI X Z, XING C, QIN R S, et al. Power quality disturbance recognition method based on multi-layer feature fusion attention network[J]. Smart Power, 2022, 50(10): 37-44.
- [13] 瞿合祚, 刘恒, 李晓明, 等. 基于多标签随机森林的电能质量复合扰动分类方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 1-7.
QU H Z, LIU H, LI X M, et al. Recognition of multiple power quality disturbances using multi-label random forest[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(11): 1-7.
- [14] 何巨龙, 王根平, 刘丹, 等. 基于提升小波和改进

- BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.
- HE J L, WANG G P, LIU D, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.
- [15] THIRUMALA K, PAL S, JAIN T, et al. A classification method for multiple power quality disturbances using EWT based adaptive filtering and multiclass SVM[J]. Euro Computing, 2019, 334: 265-274.
- [16] 谢善益, 肖斐, 艾芊, 等. 基于并行隐马尔科夫模型的电能质量扰动事件分类[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(2): 80-86.
- XIE S Y, XIAO F, AI Q, et al. Parallel hidden Markov model based classification of power quality disturbance events[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(2): 80-86.
- [17] 李晓娜, 沈兴来, 薛雪, 等. 基于改进HHT和决策树的电能质量扰动辨识[J]. 电力建设, 2017, 38(2): 114-121.
- LI X N, SHEN X L, XUE X, et al. Power quality disturbance identification based on improved HHT and decision tree[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(2): 114-121.
- [18] 覃星福, 龚仁喜. 基于广义S变换与PSO-PNN的电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15): 10-17.
- QIN X F, GONG R X. Power quality disturbances classification based on generalized S-transform and PSO-PNN[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15): 10-17.
- [19] 徐志超, 杨玲君, 李晓明. 基于聚类改进S变换与直接支持向量机的电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(7): 50-58.
- XU Z C, YANG L J, LI X M. Power quality disturbance identification based on clustering-modified S-transform and direct support vector machine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(7): 50-58.
- [20] 许立武, 李开成, 肖贤贵, 等. 基于深度前馈网络的电能质量复合扰动识别[J]. 电测与仪表, 2020, 57(1): 62-69.
- XU L W, LI K C, XIAO X G, et al. Recognition of power quality complex disturbances based on deep feedforward network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(1): 62-69.
- [21] 马建, 陈克绪, 肖露欣, 等. 基于受限玻尔兹曼机的电能质量复合扰动识别[J]. 南昌大学学报(理科版), 2016, 40(1): 30-34.
- MA J, CHEN K X, XIAO L X, et al. Classification on mixed disturbances of power quality based on restricted Boltzmann machine[J]. Journal of Nanchang University (Natural Science), 2016, 40(1): 30-34.

收稿日期: 2022-02-23。

作者简介:



董光德

董光德(1987), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电能质量分析, 1012423917@qq.com;



李道明

李道明(1997), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为基于人工智能算法的电能质量扰动分类, h2090803544@163.com;



肖白

肖白(1973), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统规划、空间电力负荷预测、多种能源互补协调发电、电能质量综合治理、电价套餐设计, 本文通信作者, xbxiaobai@126.com。

(责任编辑 尚彩娟)