

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211072

基于混沌集成决策树的电能质量复合扰动识别

李祖明¹, 吕干云¹, 陈诺¹, 裴哲远¹, 丁雨昊¹, 龚彧²

(1. 南京工程学院电力工程学院, 江苏 南京 211167; 2. 国网江苏省电力有限公司盐城供电分公司, 江苏 盐城 224001)

摘要: 针对电能质量复合扰动类别多、特征关联性强及识别错误率较高的问题, 提出了一种基于混沌集成决策树的电能质量复合扰动识别方法。首先参考 IEEE 标准, 给出了常见的 7 种单一电能质量扰动和 16 种电能质量复合扰动的信号模型, 并批量生成扰动波形样本。然后针对上述扰动的特性差异, 通过 S 变换时频域分析, 设计和提取出 9 种扰动时频域特征。最后利用集成学习集体能力和混沌搜索优势, 构建混沌集成决策树, 并有效完成了电能质量复合扰动识别。仿真实验和 142 组实测数据验证结果表明, 该方法对于 23 种扰动的分类准确率高于基本决策树、复杂决策树及加权最近邻法等方法, 具有良好的应用前景。

关键词: 电能质量复合扰动; 扰动识别; 混沌集成决策树; S 变换

Recognition of hybrid PQ disturbances based on a chaos ensemble decision tree

LI Zuming¹, LÜ Ganyun¹, CHEN Nuo¹, PEI Zheyuan¹, DING Yuhao¹, GONG Yu²

(1. School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China;

2. Yancheng Power Supply Company of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Yancheng 224001, China)

Abstract: Given the problems of multiple types, strong feature correlation and the high recognition error rate of hybrid Power Quality (PQ) disturbances, a hybrid PQ disturbance recognition method based on a chaos ensemble decision tree is proposed. First, from the IEEE standard, the common signal models of 7 kinds of single PQ disturbances and 16 kinds of hybrid PQ disturbances are obtained, and disturbance waveform samples are generated in batches. Then through S-transform time-frequency domain analysis, 9 features of disturbance in the time-frequency domain are designed and extracted according to the difference of these disturbances. Finally, taking advantage of the collective ability of ensemble learning and chaotic search, a chaotic ensemble decision tree is constructed, and the identification of hybrid PQ disturbances is effectively completed. Simulation experiments and a 142 field data test show that for 23 types of disturbances, the recognition accuracy of the proposed method is higher than that of basic decision trees, complex decision trees and weighted nearest neighbor method, and has good application prospects.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51577086), Jiangsu "Six Talents Peaks" Project (No. TD-XNY004), Scientific Research Major Project of Jiangsu Universities (No. 19KJA510012), and Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (No. J2021041).

Key words: hybrid power quality disturbances; disturbances recognition; chaos ensemble decision tree; S-transform

0 引言

随着我国双碳战略的实施, 发展新能源和节能降耗已成为当前社会的关键主题, 新型的波动性和非线性负荷及电源大量接入电网, 必然同时带来较严重的电能质量问题^[1], 给电力用户和电网公司造

成了巨大的经济损失^[2]。电能质量扰动识别是解决电能质量问题的重要前提。

由于含大量间歇式新能源及电动汽车、储能设备等电力电子设备, 双高电力系统在增强了电网柔韧性的同时, 也引起了一些诸如超高次谐波、尖峰、陷波等电能质量问题^[3-4]。在这种复杂电网背景下, 电能质量扰动往往并非传统的单一扰动, 而是以混合电能质量扰动的形式出现(也称复合电能质量扰动或混杂电能质量扰动), 即由多种不同扰动类型、不同扰动强度、不同起止时刻的基本电能质量扰动

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51577086); 江苏“六大大人才高峰”资助(TD-XNY004); 江苏省高校科研重大项目资助(19KJA510012); 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2021041)

(Power Quality Disturbance, PQD)复合而成, 尤其是叠加了暂态分量的扰动^[5]。复合电能质量扰动特征量并非各基本 PQD 特征量简单地线性叠加, 而可能是时频域特征之间相互重叠、复杂交叉, 这给当前电能质量分析识别带来极大的困难。因此, 复合 PQD 分析识别已成为近年来电能质量领域的一个重要研究难点和热点。

目前, 信号处理技术已普遍应用于电能质量扰动的参数检测和特征分析中, 如短时傅里叶变换(STFT)^[6-8]、小波变换(WT)^[9-10]、S 变换(ST)^[11-13]、HHT^[14]、经验模态分解(EMD)^[15]和变分模态分解(VMD)^[16-17]。其中, ST 概括了 STFT, 扩展了 WT 并克服了 WT 的一些缺点, 因此 ST 优于 FT、STFT 和 WT 技术, 特别是对于噪声丰富的系统, 因而在电能质量扰动识别中具有较广泛的应用。

电能质量扰动识别一般是在扰动特征提取基础上利用特定模式识别方法对扰动进行分类识别。常见的识别方法包括神经网络(ANN)^[18-20]、支持向量机(SVM)^[21-23]、决策树(Decision Tree)^[24-26]和卷积神经网络^[27-29]等。决策树是树状图中的决策支持工具, 用于描述不同特征之间的关系并进行分类, 在电能质量扰动识别中有较多的应用。电能质量复合扰动分类识别方法目前主要有二分类法、直接多分类法。二分类法是将复合扰动识别问题分解为多个独立的二分类问题。有研究者在复合扰动特征小波变换提取基础上, 利用多分类相关向量机实现混合扰动的二分类识别^[30]。文献[31]则采用交叉小波结合一对多集成二分类 SVM, 实现了 22 种电能质量复合扰动的识别。二分类法一般识别精度较高, 但是需要多个分类器多次组合分类才能完成混合扰动的识别, 应用较难; 同时还存在较强的正负样本不均衡性问题。直接多分类法是将混合扰动信号视为新的扰动类别, 将其与常见的单扰动一起构成多分类学习问题, 进而训练多分类模型来解决混合扰动识别

问题, 这也是目前研究较多的方法。在改进 S 变换提取扰动特征的基础上, 通过决策树^[32]可较好地实现常见的单扰动、瞬态扰动与暂升暂降等复合扰动的识别。文献[33]则通过将分段改进 S 变换(SMST)和随机森林(RF)算法相结合, 实现了复杂噪声环境下的混合扰动识别。文献[34]在构造过完备混合字典基础上通过稀疏分解提取复合扰动特征, 然后运用改进支持向量机实现了较高的分类精度。文献[35]利用分数傅里叶变换提取扰动特征, 结合决策树和聚合预测器两种分类算法实现扰动事件的实时检测和分类。值得注意的是, 直接多分类法受分类标签增长的影响, 大量新类别混合扰动导致算法待辨识类别严重增多, 引起特征关联性较强扰动的识别错误率明显增加。此外, 多标签学习算法在复杂扰动识别中也有较广的应用, 如 K 近邻贝叶斯多标签分类^[36]、多标签随机森林^[37]、排序支持向量机^[38]、多标签极限学习机^[39]等。

本文首先借鉴 IEEE 标准, 给出了常见的 7 种单一电能质量扰动和 16 种电能质量复合扰动的信号模型, 自动批量生成扰动波形样本。然后针对不同扰动的特性差异, 通过 S 变换时频域分析, 设计和提取出 9 种扰动时频域特征。最后利用集成学习的集体能力和混沌遍历优势, 运用混沌集成决策树完成了复杂电能质量复合扰动的多分类识别。

1 PQDs 信号模型和波形生成

依据 IEEE 标准和此前的相关研究^[40-41], 本节首先给出了常见的 7 种单一电能质量扰动和其信号模型及参数设置, 用于后面的扰动特征检测和分类识别, 从而验证分析相关算法的性能。本文所研究的扰动模型基本频率均为 50 Hz, 参数在范围之内随机生成。单一电能质量扰动电压的信号模型、标准参数如表 1 所示。

表 1 单一电能质量扰动模型

Table 1 Signal model of single PQ disturbance

扰动类型	类型号	信号模型	参数说明
谐波	D1	$V(t) = \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7)$	$\alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi,$ $\varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi$
电压暂降	D2	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t)$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T$
电压暂升	D3	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t)$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T$
电压中断	D4	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t)$	$\alpha=0.9\sim 1, t_2-t_1=4T\sim 9T$
电压闪变	D5	$V(t) = (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t))\sin(\omega t)$	$\alpha_f=0.3\sim 0.5, \beta=0.1\sim 0.4$
暂态振荡	D6	$V(t) = \sin(\omega t) + \alpha_2 e^{\frac{(t-t_3)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \cdot \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_2=0.1\sim 0.8, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T,$ $f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
暂态脉冲	D7	$V(t) = \sin(\omega t) + \alpha_2 e^{\frac{(t-t_3)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_2=1\sim 10, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$

根据上述信号模型,借助 Matlab 仿真脚本程序可批量生成一系列单一扰动样本,典型波形如图 1 所示。

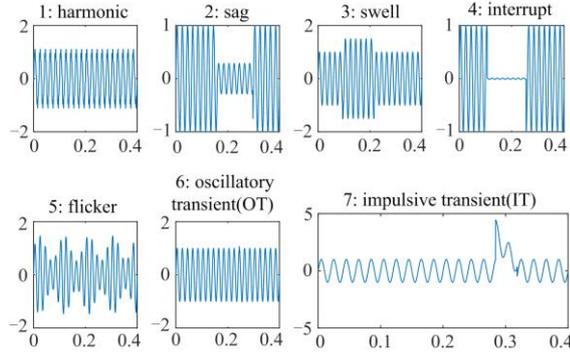


图 1 7 种单一扰动典型波形

Fig. 1 Typical waves of 7 single PQ disturbances

在上述 7 种主要单一电能质量扰动和其信号模型的基础上,本节还选取了电能质量复合扰动的 16 种常见扰动及相应的信号模型及参数说明,包括:

12 种双扰动电能质量复合扰动:电压暂降+谐波、暂升+谐波、电压中断+谐波、闪变+谐波、暂降+暂态振荡、暂升+暂态振荡、闪变+暂态振荡、谐波+暂态振荡、暂降+暂态脉冲、暂升+暂态脉冲、闪变+暂态脉冲、谐波+暂态脉冲;3 种三分量混合扰动:暂降+谐波+暂态振荡、暂升+谐波+暂态振荡、闪变+谐波+暂态脉冲;1 种四分量扰动:暂降+谐波+暂态振荡+振荡脉冲。本文所研究的混合扰动模型基本频率均为 50 Hz,参数在范围之内随机生成。混合扰动电压的信号模型、标准参数如表 2 所示。

表 2 电能质量复合扰动模型

Table 2 Signal model of hybrid PQ disturbance

扰动类型	类型号	信号模型	参数说明
电压暂降+谐波	D8	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7)$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi$
电压暂升+谐波	D9	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7)$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi$
电压中断+谐波	D10	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7)$	$\alpha=0.9\sim 1, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi$
电压闪变+谐波	D11	$V(t) = (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t))\sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7)$	$\alpha_f=0.3\sim 0.5, \beta=0.1\sim 0.4, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi$
电压暂降+暂态振荡	D12	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_2=0.1\sim 0.8, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
电压暂升+暂态振荡	D13	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_2=0.1\sim 0.8, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
电压闪变+暂态振荡	D14	$V(t) = (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_f=0.3\sim 0.5, \beta=0.1\sim 0.4, \alpha_2=0.1\sim 0.8, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
谐波+暂态振荡	D15	$V(t) = \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \cdot \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=0.1\sim 0.8, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
电压暂降+暂态脉冲	D16	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_2=1\sim 10, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$
电压暂升+暂态脉冲	D17	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_2=1\sim 10, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$
闪变+暂态脉冲	D18	$V(t) = (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t))\sin(\omega t) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_f=0.3\sim 0.5, \beta=0.1\sim 0.4, \alpha_2=1\sim 10, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$
谐波+暂态脉冲	D19	$V(t) = \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) + \alpha_2 e^{-\frac{(t-t_3)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15, \alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=1\sim 10, \tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$

续表 2

扰动类型	类型号	信号模型	参数说明
暂降+谐波+暂态振荡	D20	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) +$ $\alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) +$ $\alpha_2 e^{-\frac{(t-t_2)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15,$ $\alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=0.1\sim 0.8,$ $\tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
暂升+谐波+暂态振荡	D21	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) +$ $\alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) +$ $\alpha_2 e^{-\frac{(t-t_2)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15,$ $\alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=0.1\sim 0.8,$ $\tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz}$
闪变+谐波+暂态脉冲	D22	$V(t) = (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t))\sin(\omega t) +$ $\alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) +$ $\alpha_2 e^{-\frac{(t-t_2)}{\tau}} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\}$	$\alpha_f=0.3\sim 0.5, \beta=0.1\sim 0.4, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15,$ $\alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=1\sim 10,$ $\tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T$
暂降+谐波+暂态振荡+暂态脉冲	D23	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2)))\sin(\omega t) +$ $\alpha_3 \sin(3\omega t + \varphi_3) + \alpha_5 \sin(5\omega t + \varphi_5) + \alpha_7 \sin(7\omega t + \varphi_7) +$ $\alpha_2 e^{-\frac{(t-t_2)}{\tau}} \sin\{\omega_n(t-t_3)\} \{u(t-t_3) - u(t-t_4)\} +$ $\alpha_{22} e^{-\frac{(t-t_4)}{\tau_2}} \{u(t-t_5) - u(t-t_6)\}$	$\alpha=0.1\sim 0.9, t_2-t_1=4T\sim 9T, \alpha_3=0\sim 0.15, \alpha_5=0\sim 0.15,$ $\alpha_7=0\sim 0.15, \varphi_3=0\sim 2\pi, \varphi_5=0\sim 2\pi, \varphi_7=0\sim 2\pi, \alpha_2=0.1\sim 0.8,$ $\tau=0.008\sim 0.04, t_4-t_3=0.05T\sim 3T, f_n=300\sim 900 \text{ Hz},$ $\alpha_{22}=1\sim 10, \tau_2=0.008\sim 0.04, t_6-t_5=0.05T\sim 3T$

根据上述混合扰动信号模型, 同样借助 Matlab 脚本程序可批量生成一系列混合扰动样本, 典型波形如图 2 所示。

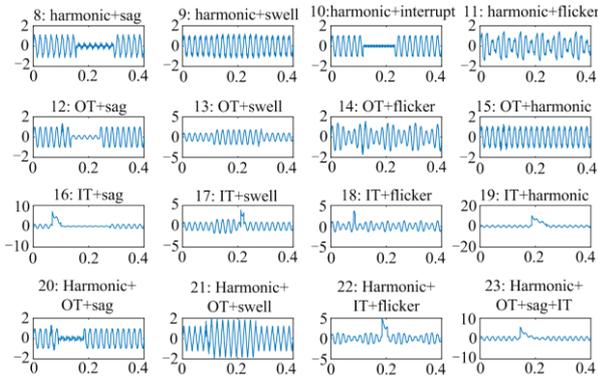


图 2 16 种混合扰动典型波形

Fig. 2 Typical waveforms of 16 hybrid PQ disturbances

2 S 变换电能质量扰动分析和特征提取

2.1 S 变换原理

S 变换由 R.G.Stockwell^[42]提出, 结合了短时傅里叶和小波。S 变换在有效进行信号多分辨率分析的同时, 还能获得各频率分量的真实相位。S 变换使用的宽度与频率成反比变化的窗口, 从而有效地为信号高频部分提供了高时间分辨率, 为信号低频部分提供了高频率分辨率。大多数的复杂电能质量事件是非平稳的。S 变换有效地用可扩展转换的高斯窗口提取出特征。信号 $x(t)$ 的 S 变换定义如下:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(\tau - t, f) e^{-2\pi i f t} dt \quad (1)$$

$$w(\tau - t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^2(\tau-t)^2}{2}} \quad (2)$$

式中: $S(\tau, f)$ 为信号 $x(t)$ 的 S 变换; t 为时间; f 为频率; $w(\tau - t, f)$ 为高斯窗口; τ 为控制高斯窗口时间轴位置参数。

2.2 特征分析与提取

从电能质量扰动的 S 变换时频分析结果可发现, 不同扰动表现出不同特性: 电压暂降在基波出现较长时间凹陷, 即小于基准值; 电压暂升在基波出现较长时间的凸起, 即大于基准值; 电压中断在基波出现较长时间降至接近于 0; 谐波扰动的较低频率中产生稳定的幅值; 闪变的基波上下波动, 其基波中一部分大于基准值, 另一部分低于基准值。暂态振荡在中等频段出现一个幅值凸起, 这是其他类型扰动所没有的; 暂态脉冲在全频段都有一定的能量分布, 特别是高频段会产生较高幅值谐波。

根据上述各种单一电能质量扰动在时频分布的特性, 设计提取如下 9 个特征:

F1: 基波幅度时间曲线中大于 1.02 p.u. 的部分占整个检测时长的时间占比。此特征主要用于识别电压暂升, 且可与 F2 配合识别闪变。

F2: 基波幅度时间曲线中小于 0.98 p.u. 的部分占整个检测时长的时间占比。此特征主要用于识别电压暂降, 且可与 F2 配合识别闪变, 与 F3 配合识别电压中断。

F3: 基波幅度时间曲线中小于 0.15 p.u. 部分占整个检测时长的时间占比。此特征主要用于识别电压中断, 且可将电压暂降和中断进行区分。

F4: 低次谐波偏斜度之和。用来描述低次谐波幅值的不对称度。采用式(3)计算 2~7 次谐波的偏斜度, 求和得到 F4。此特征用于描述低次谐波特性。

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \right] \quad (3)$$

式中： S 为某次谐波幅值序列的偏斜度； X_i 为该幅值序列的第 i 个元素值； μ 为该序列平均值； σ 为该序列标准偏差； n 是该序列的长度。

F5: 中次谐波的峰度之和。用来描述中次谐波幅值的平坦度。采用式(4)分别计算 8~18 次谐波的峰度，求和得到 F5。F5 与 F6 用于描述中次谐波特性，并与其他特征配合实现多种扰动的分类，尤其是对暂态振荡的识别。

$$K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \right] \quad (4)$$

式中， K 为某次谐波幅值序列的峰度。

F6: 中次谐波的标准差之和。用来描述中次谐波幅值的离散程度。采用式(5)分别计算 8~18 次谐波的标准差，再求和得到 F6。此特征与 F5 一起用于描述中次谐波的特性。

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{n-1}} \quad (5)$$

式中， SD 为某次谐波幅值序列的峰度。

F7: 高次谐波的峰度之和。用来描述高次谐波幅值的平坦度。分别计算 19~30 次谐波的峰度，再求和，得到 F7。此特征与 F8 一起，用于描述高次谐波的特性。与其他特征配合实现多种电能质量扰动的分类，尤其是对暂态脉冲的识别。

F8: 高次谐波的标准差之和。用来描述高次谐波幅值的离散程度。分别计算 19~30 次谐波的标准差，再求和，得到 F8。F8 与 F7 用于描述高次谐波特性，并与其他特征配合实现多种扰动的分类，尤其是对暂态脉冲的识别。

F9: 总谐波畸变率(THD)平均值。此特征与其他特征配合用于多种电能质量扰动的分类。若本身采样点多、计算量过大，可每隔数个采样点进行一次 THD 的计算，再取平均值，减少计算量。

3 混沌集成决策树及其扰动识别

已有研究表明，多样性样本子集的集成决策比整个集成样本集有更高的识别精度。本文提出混沌集成决策树方法，并将其应用到电能质量复合扰动识别的分类器。基于混沌集成决策树的扰动分类原理方案如图 3 所示。

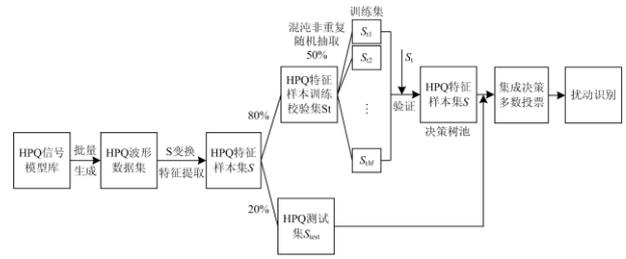


图 3 基于混沌集成决策树的扰动分类原理框架

Fig. 3 Framework of PQ disturbances recognition based on chaos ensemble decision tree

首先，经前面的扰动波动批量生成、 S 变换分析及特征提取，得到决策树识别的特征样本集 S ，将该样本集 S 随机抽取划分成两部分，其中 20% 作为测试集 S_{test} ，剩余 80% 作为训练验证集 S_t 。

然后，为克服集成决策树 Bagging 算法等基本集成算法训练后期可能出现的样本多样性和遍历性较差、收敛慢等问题，使集成算法更大概率地充分学习样本特征，本文将 Logistic 映射的混沌搜索嵌入决策树集成算法之中。Logistic 映射为

$$Z_{n+1} = 4Z_n(1 - Z_n) \quad (0 \leq Z_0 \leq 1) \quad (6)$$

式中： Z_n 为混沌变量， $n = 0, 1, 2, \dots$ ； Z_0 为混沌变量初始值，其微小差异在长时间后将导致相当大的差别，混沌变量能按其不重复地遍历搜索空间的所有状态。这样，依照混沌搜索原理，按式(7)混沌逆映射抽取训练验证集 S_t 中的 50% 样本，得到基分类的随机训练集 S_{t1} 。

$$N_{S_{t1}-PQ_i}(k) = N_{\min PQ_i} + (N_{\max PQ_i} - N_{\min PQ_i})Z_k \quad (7)$$

式中： Z_k 为混沌变量； $N_{S_{t1}-PQ_i}(k)$ 为 S_{t1} 中第 i 类电能质量扰动的第 k 个训练样本在全训练 S_t 中的序列号； $N_{\max PQ_i}$ 、 $N_{\min PQ_i}$ 为第 i 类电能质量扰动的样本最大序列值和最小序列值。这样，得到基分类的随机训练集 S_{t1} ，训练生成基分类决策树，并用生成的基决策树对 S_t 进行分类以获得测试集 S_{test} 的扰动分类识别。在生成混沌决策树时，本文对扰动训练验证集 S_t 进行混沌连续抽样，即构建下一个基分类时混沌变量 Z_k 初始值为前一次的终值，重复这个过程 M 次，得到含有 M 棵树的决策树池。本文根据经验值将决策树池的大小初始设定为 50 棵树。

最后，对于数据集 S 的剩余 20% 样本分别使用上述过程，得到含有 50 棵树的决策树池进行多数投票完成扰动集成识别。

另外，在构建扰动识别的训练集和测试集时，将整个扰动识别特征样本集随机划分成 2 个彼此独立的部分，比例是 80%:20%。这样混沌抽取和随机

验证可保证训练数据集训练得到的模型不发生欠拟合, 由于验证集和训练集相对独立, 可在一定程度上避免模型对训练数据的过拟合。集成决策树的准确性和混沌多样性是保证扰动分类效果的重要前提, 因此本文在混沌集成决策树池的基础上, 选择出决策树池中对扰动验证集 S_i 识别精度较高的前 $2M/3$ 棵树, 然后构建新决策树池, 以改善集成决策准确性。

4 算例分析

本文研究的电能质量扰动包括 7 种单一电能质量扰动, 12 种由二类单一扰动混合的电能质量复合

扰动, 3 种由三类单一扰动混合的电能质量复合扰动, 以及 1 种由四类单一扰动混合的电能质量复合扰动, 总共 23 种电能质量扰动。由于本文采用的是直接多分类法进行扰动识别, 故其分类标签设置为 1#~23#, 分别对应表 1、表 2 中的扰动 D1~D23。

按照表 1、表 2 中的扰动信号模型参数的范围, 在 Matlab 2018b 中, 批量自动生成 9 200 个波形数据, 每种扰动各 400 个波形样本。对此 9 200 个波形数据进行 S 变换、特征提取和扰动标签添加, 得到一个 $9\,200 \times 10$ 的矩阵, 每一行为 1 个扰动特征样本, 前 9 列 9 个特征为 F1-F9, 最后一列为 1-23# 的分类标签。单一扰动的典型样本特征如表 3 所示。

表 3 单一扰动的典型样本特征

Table 3 Typical features of single PQ disturbance

扰动类别	扰动特征								
	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9
C1	0	0	0	-0.98	16.49	0.007	17.36	0	0.228
C2	0	0.5	0	22.55	574	0.102	1 199	0.081	0.026
C3	0.477	0	0	29.58	1114	0.028	2 345	0.022	0.013
C4	0	0.611	0.268	22.71	587.7	0.132	1 227	0.105	0.031
C5	0.485	0.449	0	32.2	1159	0.003	2 402	0.001	0.009
C6	0	0	0	30.58	480.2	0.241	1 557	0.031	0.025
C7	0.204	0.089	0	29.57	970.4	0.406	2 011	0.325	0.068

由表 3 可见, 谐波扰动的基本幅值扰动特征 F1、F2、F3 均为 0, 表明基波一直保持基准值。低次谐波偏斜度之和 F4 较小, 表明低次谐波保持稳定; 电压暂降的 F2 大于零, F1、F3 均为 0, 即基波有一部分小于基准值; 电压暂升的 F1 大于零, F2、F3 均为 0, 即基波有一部分大于基准值; 电压中断的 F2、F3 大于 0, F1 为 0, 即基波有一部分小于基准值, 且降低到了很低的水平。电压暂降、电压暂升、电压中断 3 种扰动的 F5 和 F7 均较大, 表明存在一定的中次、高次谐波尖峰。电压闪变的 F1 和 F2 大于 0, F3 为 0, 即基波有一部分大于基准值, 且有一部分小于基准值, 但变化幅度较小。暂态振荡的 F1、F2、F3 均为 0, F6 较大, 说明中次谐波有较大变化。暂态脉冲的 F7、F8 较大, 表明高次谐波存在较大的尖峰。

此外, 对 23 种扰动的 9 200 个样本特征空间分布进行分析, 以特征 F4、F7 为例, 其特征空间分布情况如图 4 所示。由图 4 可见, 23 种扰动的特征分布有较强的规律, 说明了本文设计的特征对 23 种扰动类别有较好的区分度。但是对样本集整体而言, 仍存在较强的时频域特征相互重叠、复杂交叉, 分类识别难度较大。

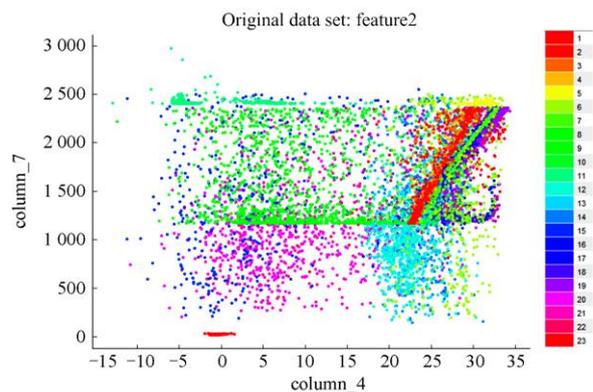


图 4 样本集特征空间分布情况(F4、F7 为例)

Fig. 4 Spatial distribution analysis of sample set features (F4 and F7 as examples)

得到 9 200 个扰动特征样本集后, 随机抽取 7 360 个(80%)作为扰动识别训练验证集, 剩余 1 840 个(20%)作为扰动识别测试集, 设置决策树池大小为 5, 折叠交叉验证比 k (Cross-validation)分别设为 4(即随机选取 4 条数据, 其中 3 条用于训练, 1 条用于验证)、5、7 和 9 进行训练。 $k=5$ 时, 使用混淆矩阵和 ROC 曲线描述识别结果, 如图 5、图 6 所示。

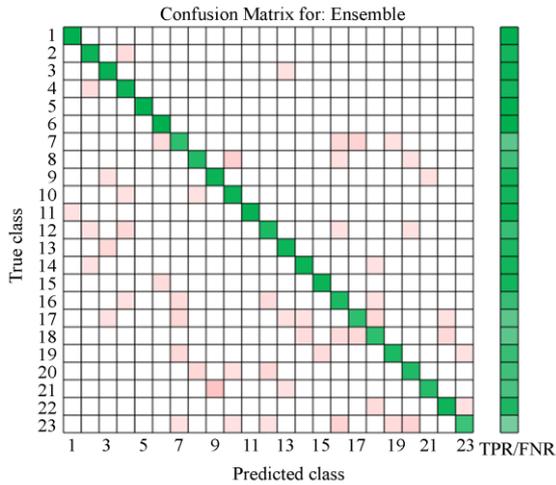


图 5 23 种扰动识别混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrix of 23 disturbances recognition

图 5 混淆矩阵的对角线和非对角线元素分别为对特定类型的 PQD 的正确分类和错误分类。从该混淆矩阵中可发现，大多数类别被正确分类，单一扰动识别正确率较高，混合扰动识别正确率相对较低，特别是 D18(闪变+暂态脉冲)、D23(暂降+谐波+暂态振荡+暂态脉冲)、D17(暂升+暂态脉冲)、和 D16(暂降+暂态脉冲)，也反映了暂态脉冲相关复合扰动识别难度较大。由图 6 可知，本分类方法的 ROC 曲线快速收敛到左上角 1 附近，说明分类模型准确性高。

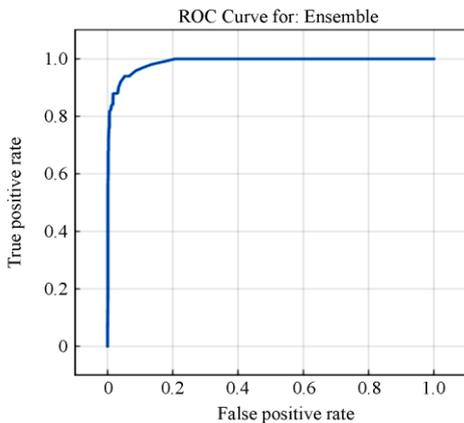


图 6 扰动分类器的 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curve of disturbances classifier

为了分析评价决策池大小等参数对分类结果的影响，本文将不同决策池大小的分类结果进行了比较，结果如表 4 所示。

从表 4 可以看出，不同 k 折叠交叉验证比下的混沌集成决策树识别平均准确率均在 89% 以上。在同一交叉验证折数时，随着决策池大小的增加，

扰动识别准确率有一定的改善，但当决策树池大小达到约 40 个后，识别准确率没有明显改善甚至降低，因此，该方法保证精度时应当设置一个合理值，本文后面分析中决策树池大小取 40。

表 4 不同决策树池大小的 k 折叠交叉验证分类精度

Table 4 k -fold cross-validation classification accuracy with different pool size of decision tree

决策树池大小	k 折叠交叉验证的分类精度/%			
	$k=4$	$k=5$	$k=7$	$k=9$
4	85.3	85.7	87.2	85.9
5	86.8	87.3	89.7	88.6
6	89.1	88.2	88.9	87.1
10	90.1	89	89.1	89.9
20	90.4	90.8	90.8	90.6
30	91.3	90.7	91	90.8
40	91.5	91.9	91.7	91.4
60	90.8	91.1	91.9	90.7
100	90.9	91.0	91.3	90.6
200	90.6	90.7	91.9	91.1
平均值	89.63	89.61	90.47	89.76

为了进一步评价该方法的有效性和可行性，将本文的分类结果与传统决策树、最近邻和最小二乘支持向量机等方法的分类结果进行了比较，结果如表 5 所示。

表 5 扰动识别结果对比分析

Table 5 Disturbance identification performance comparison of different methods

方法	分类效率	
	分类精度/%	训练时间/s
Simple Tree	21.7	2.47
Medium Tree	71.4	3.26
Complex Tree	86.5	3.75
LS SVM	92.5	32.54
加权最近邻法	87.5	2.70
本文方法	91.9	13.54

从表 5 可以看出，相对传统的决策树方法，所提集成决策方法的分类精度有较大的改善，但模型训练时间也较大。同当前研究应用较广的支持向量机方法相比，后者的分类精度为 92.5%，本文方法为 91.9%，差距不大，但后者的训练时间需 32.54 s，本文方法为 13.54 s。因此，从总体性能上看，本文方法具有较好的综合性能。

为了验证本文方法在实际工程中的有效性，使用华东某地市电网一组 10 kV 和 20 kV 母线电能质量监测数据对该方法进行验证。该数据集共 142 组样本，包括 50 组谐波、39 组暂降类(主特征为暂降

的单一和复合扰动)、10 组含暂升类(主特征为暂升的复合扰动)、2 组中断和 41 组闪变。采样频率为每周波 256 个采样点, 信号长度为 16 000 个点和 60 000 个点, 典型事件波形如图 7 所示。分类结果如图 8 所示。

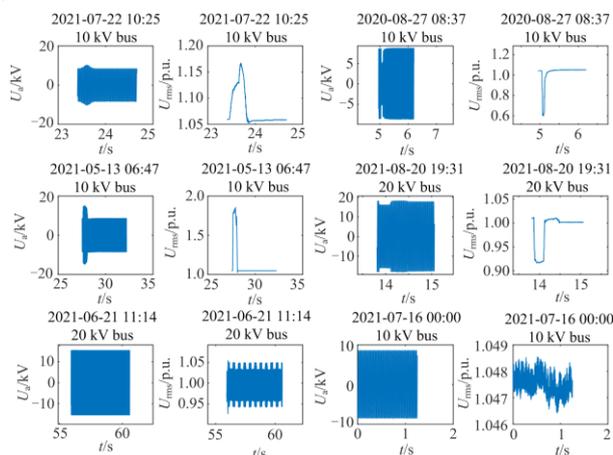


图 7 典型监测事件波形

Fig. 7 Typical PQ event from monitor

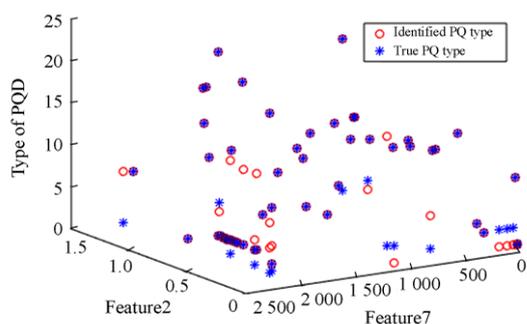


图 8 实测数据的分类结果

Fig. 8 Classification results of real data

由图 8 结果可得,在给出的 142 组监测数据中,50 组谐波仅有 1 组误识别为谐波+暂态振荡,39 组暂降类扰动中有 9 组误识别,10 组含暂升类中有 4 组误识别,2 组中断识别均正确识别,41 组闪变中有 3 组误识别,总体识别正确率为 88.03%。进一步分析发现,暂降和暂升过程存在复杂暂态及较小谐波分量,与标准信号库存在一定的失配性,因而识别精度较低。总体来说,本文对工程实际应用具有较高的可行性。

5 结论

本文提出了一种混沌集成决策树的电能质量复合扰动识别方法。对 23 种电能质量扰动信号模型及其波形 S 变换时频域分析,针对不同类型扰动的特

性差异,设计和提取出 9 种扰动时频域特征,并利用集成学习的集体能力优势,运用混沌集成决策树完成了复杂电能质量复合扰动的有效识别。得到如下结论:

(1) 相对传统的决策树方法,所采用混沌集成决策方法的分类精度有较大的改善,当然其模型训练时间也有一定增加,但仍比应用较广的支持向量机方法耗时要少。

(2) 随着决策树池大小的增加,集成决策的扰动识别准确率有一定的改善,但决策树池过大反而会降低准确率,并增加模型复杂度和运行时间。

(3) 含暂态脉冲电能质量复合扰动的特征关联性,相关复合扰动识别错误率较高、识别难度较大,相关特征设计优化仍有待于今后进一步深入研究。

(4) 实测数据结果显示,本方法对工程实际应用也具有较高的可行性。实际电网暂降和暂升过程存在复杂暂态及一定谐波分量,可考虑完善标准信号库以抑制两者之间的失配度。

参考文献

- [1] 汪颖, 罗代军, 肖先勇, 等. IEEE ICHQP2018 与电能质量发展方向[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(4): 197-203.
WANG Ying, LUO Daijun, XIAO Xianyong, et al. IEEE ICHQP-2018 and development directions of power quality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(4): 197-203.
- [2] 林海雪. 电能质量指标的完善化及其展望[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(29): 5073-5079.
LIN Haixue. Perfecting power quality indices and prospect[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5073-5079.
- [3] 马钊, 安婷, 尚宇炜. 国内外配电前沿技术动态及发展[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(6): 1552-1567.
MA Zhao, AN Ting, SHANG Yuwei. State of the art and development trends of power distribution technologies[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(6): 1552-1567.
- [4] 肖湘宁, 廖坤玉, 唐松浩, 等. 配电网电力电子化的发展和超高次谐波新问题[J]. 电工技术学报, 2018, 33(4): 707-720.
XIAO Xiangning, LIAO Kunyu, TANG Songhao, et al. Development of power-electronized distribution grids and the new supraharmonics issues[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(4): 707-720.
- [5] 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): 776-785.
HUANG Nantian, PENG Hua, CAI Guowei, et al. Feature selection and optimal decision tree construction of complex power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(3): 776-785.
- [6] 徐永海, 赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动

- 识别与采用奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术, 2011, 35(8): 174-180.
- XU Yonghai, ZHAO Yan. Identification of power quality disturbance based on short-term Fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 174-180.
- [7] GU Y H, BOLLEN M H J. Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(4): 1279-1284.
- [8] 黄建明, 瞿合祚, 李晓明. 基于短时傅里叶变换及其谱峭度的电能质量混合扰动分类[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3184-3191.
- HUANG Jianming, QU Hezuo, LI Xiaoming. Classification for hybrid power quality disturbance based on STFT and its spectral kurtosis[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3184-3191.
- [9] GAO W, NING J. Wavelet-based disturbance analysis for power system wide-area monitoring[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2011, 2(1): 121-130.
- [10] 任子晖, 刘昊岳, 徐进霞. 基于小波变换和改进 Prony 方法的电能质量扰动分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 122-128.
- REN Zihui, LIU Haoyue, XU Jinxia. Power quality disturbance analysis based on wavelet transform and improved Prony method[J]. Power System Technology, 2016, 44(9): 122-128.
- [11] WANG H H, WANG P, LIU T. Power quality disturbance classification using the S-transform and probabilistic neural network[J]. Energies, 2017, 10(1): 1-19.
- [12] 杨剑锋, 姜爽, 石戈戈. 基于分段改进 S 变换的复合电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 64-71.
- YANG Jianfeng, JIANG Shuang, SHI Gege. Classification of composite power quality disturbances based on piecewise-modified S transform[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 64-71.
- [13] 许立武, 李开成, 罗奕, 等. 基于不完全 S 变换与梯度提升树的电能质量复合扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 24-31.
- XU Liwu, LI Kaicheng, LUO Yi, et al. Classification of complex power quality disturbances based on incomplete S-transform and gradient boosting decision tree[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 24-31.
- [14] 田振果, 傅成华, 吴浩, 等. 基于 HHT 的电能质量扰动定位与分类[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 36-42.
- TIAN Zhenguo, FU Chenghua, WU Hao, et al. Power quality disturbance for location and classification based on HHT[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 36-42.
- [15] SHUKLA S, MISHRA S, SINGH B. Empirical-mode decomposition with Hilbert transform for power-quality assessment[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(4): 2159-2165.
- [16] ACHLERKAR P D, SAMANTARAY S R, MANIKANDAN M S. Variational mode decomposition and decision tree based detection and classification of power quality disturbances in grid-connected distributed generation system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 3122-3132.
- [17] 黄传金, 周铜. 基于变分模态分解的电能质量扰动检测新方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(3): 116-123.
- HUANG Chuanjin, ZHOU Tong. A new detection method of power quality disturbance based on VMD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3): 116-123.
- [18] NAIK C A, KUNDU P. Power quality disturbance classification employing S-transform and three-module artificial neural network[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2014, 24(9): 1301-1322.
- [19] 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 Julong, WANG Genping, LIU Dan, 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.
- [20] 陈晓静, 李开成, 肖剑, 等. 一种实时电能质量扰动分类方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(3): 45-55.
- CHEN Xiaojing, LI Kaicheng, XIAO Jian, et al. A method of real-time power quality disturbance classification[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(3): 45-55.
- [21] 黄南天, 徐殿国, 刘晓胜. 基于 S 变换与 SVM 的电能质量复合扰动识别[J]. 电工技术学报, 2011, 26(10): 23-30.
- HUANG Nantian, XU Dianguo, LIU Xiaosheng. Identification of power quality complex disturbances based on S-transform and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(10): 23-30.
- [22] 吕干云, 程浩忠, 郑金菊, 等. 基于 S 变换和多级 SVM 的电能质量扰动检测识别[J]. 电工技术学报, 2006, 21(1): 121-126.
- LYU Ganyun, CHENG Haozhong, ZHENG Jinju, et al. Power quality disturbances detection and identification based on S transform and multi-layer SVMs[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21(1): 121-126.
- [23] 马嘉秀, 徐玮浓, 何复兴, 等. 基于 WT 和 SVM 的电能质量分类识别方法[J]. 智慧电力, 2019, 47(3): 16-22.
- MA Jiaxiu, XU Weining, HE Fuxing, et al. A novel power quality classification and identification method based on WT and SVM[J]. Smart Power, 2019, 47(3): 16-22.
- [24] ZHAO Wenjing, SHANG Liqun, SUN Jinfan. Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multi-feature and decision tree[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(4): 337-342.

- DOI: 10.1186/s41601-019-0139-z.
- [25] BISWAL M, DASH P K. Detection and characterization of multiple power quality disturbances with a fast S-transform and decision tree based classifier[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(4): 1071-1083.
- [26] KUMAR R, SINGH B, SHAHANI D T, et al. Recognition of power-quality disturbances using S-transform-based ANN classifier and rule-based decision tree[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 51(2): 1249-1258.
- [27] 瞿合祚, 李晓明, 陈陈, 等. 基于卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2018, 51(6): 534-539.
- QU Hezuo, LI Xiaoming, CHEN Chen, et al. Classification of power quality disturbances using convolution neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2018, 51(6): 534-539.
- [28] 王维博, 张斌, 曾文入, 等. 基于特征融合一维卷积神经网络的 PQD 分类[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 53-60.
- WANG Weibo, ZHANG Bin, ZENG Wenru, et al. Power quality disturbance classification of one-dimensional convolutional neural network based on feature fusion[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 53-60.
- [29] 郑炜, 林瑞全, 王俊, 等. 基于 GAF 与卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 97-104.
- ZHENG Wei, LIN Ruiquan, WANG Jun, et al. Power quality disturbance classification based on GAF and a convolutional neural network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 97-104.
- [30] MORAVEJ Z, PAZOKI M, ABDOOS A A. Wavelet transform and multi-class relevance vector machines based recognition and classification of power quality disturbances[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2011, 21(1): 212-222.
- [31] DALAI S, DEY D, CHATTERJEE B, et al. Cross-spectrum analysis-based scheme for multiple power quality disturbance sensing device[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(7): 3989-3997.
- [32] BISWAL M, DASH P K. Detection and characterization of multiple power quality disturbances with a fast S-transform and decision tree based classifier[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(4): 1071-1083.
- [33] 王仁明, 汪宏阳, 张贇宁, 等. 基于分段改进 S 变换和随机森林的复合电能质量扰动识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 19-28.
- WANG Renming, WANG Hongyang, ZHANG Yunning, et al. Composite power quality disturbance recognition based on segmented modified S-transform and random forest[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 19-28.
- [34] 王凌云, 李开成, 肖夏颖, 等. 基于稀疏分解的复合电能质量扰动分类[J]. 电测与仪表, 2018, 55(1): 14-20.
- WANG Lingyun, LI Kaicheng, XIAO Xiaying, et al. Classification for multiple power quality disturbances based on sparse decomposition[J]. Electrical Measurement & Instrumentation 2018, 55(1): 14-20.
- [35] REDDY M V, SODHI R. A modified S-transform and random forests-based power quality assessment framework[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(1): 78-89.
- [36] 周维维, 管春, 卢伟国. 多标签分类法在电能质量复合扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(4): 45-50.
- ZHOU Luwei, GUAN Chun, LU Weiguo. Application of multi-label classification method to categorization of multiple power quality disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(4): 45-50.
- [37] 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 Hezuo, LIU Heng, LI Xiaoming, et al. Recognition of multiple power quality disturbances using multi-label random forest[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(11): 1-7.
- [38] 张巧革, 刘志刚, 朱玲, 等. 基于多标签 Rank-WSVM 的复合电能质量扰动分类[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(28): 114-120.
- ZHANG Qiaoge, LIU Zhigang, ZHU Ling, et al. Recognition of multiple power quality disturbances using multi-label wavelet support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(28): 114-120.
- [39] 靳果, 朱清智, 孟阳, 等. 基于多层极限学习机的电能质量扰动多标签分类算法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 96-105.
- JIN Guo, ZHU Qingzhi, MENG Yang, et al. Power quality disturbances multi-label classification algorithm based on a multi-layer extreme learning machine[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(8): 96-105.
- [40] Recommended practice for monitoring electric power quality: Standard IEEE 1159:1995[S].
- [41] TAN R H G, RAMACHANDARAMURTHY V K. Numerical model framework of power quality events[J]. European Journal of Science and Resources, 2010, 43(1): 30-47.
- [42] STOCKWELL R G. Localization of the complex spectrum: the S transform[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 1996, 44(4): 998-1001.

收稿日期: 2021-07-18; 修回日期: 2021-08-20

作者简介:

李祖明(1962—), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为电网运行优化、电力系统故障诊断; E-mail: 16702324@qq.com

吕千云(1976—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电能质量分析和控制, 人工智能技术在电力系统中的应用, 分布式电源接入优化。E-mail: ganyun_lv@njit.edu.cn

(编辑 魏小丽)