

应用主成分分析约简电压暂降扰动源识别特征的方法

赵莹¹, 赵川¹, 叶华¹, 于峰²

(1. 云南电力调度控制中心, 云南 昆明 650041; 2. 易能(中国)电力科技有限公司, 北京 100093)

摘要: 电压暂降是一种典型的电能质量扰动现象, 准确识别引起电压暂降的扰动源类型是电能质量监测与管理的重要内容之一。为解决由于特征指标的相关性和冗余性而导致电压暂降扰动源识别准确率低的问题, 提出一种基于主成分分析的电压暂降扰动源识别特征约简方法。通过分析单一电压暂降扰动源和复合电压暂降扰动源, 利用小波系数从统计量、波形态、熵、能量等方面构建电压暂降特征指标。根据主成分分析方法对原始特征指标进行标准化处理, 计算协方差矩阵并确定综合特征指标个数, 最后得到约简后的综合特征指标。这些综合特征指标有效地消除了原始特征指标间的相关性和冗余性。采用常规方法构造分类器进行验证表明, 约简后得到综合特征指标, 不仅有效降低了输入到分类器中的特征向量个数, 而且在不同噪声强度下对单一电压暂降扰动源和复合电压暂降扰动源的识别准确率明显高于利用原始特征指标进行的分类识别。

关键词: 电能质量; 电压暂降; 主成分分析; 特征约简

Method to reduce identification feature of different voltage sag disturbance source based on principal component analysis

ZHAO Ying¹, ZHAO Chuan¹, YE Hua¹, YU Feng²

(1. Yunnan Electric Power Dispatching Control Center, Kunming 650041, China; 2. YINENG (CHINA) Power Technology Co., Ltd., Beijing 100093, China)

Abstract: Voltage sag is a typical power quality disturbance. Identifying the type of disturbance source causing voltage sag accurately is one of the important matters in power quality monitoring and management. Due to the correlativity and redundancy of the features, the identification method for voltage sag disturbance source has low accuracy. To resolve the problem, this paper proposes a method of feature reduction of voltage sag disturbance based on principal component analysis (PCA). Through the analysis of single disturbance source of voltage sag and complex disturbance source of voltage sag, multiple feature indices of voltage sag are obtained using wavelet coefficients in terms of statistics, wave morphology, entropy, energy, etc. These original feature indices are correlative and redundant. Based on PCA, the original feature indices are normalized, and then the covariance matrix is calculated, a couple of comprehensive feature indices after reduction can be obtained lastly. The correlativity and redundancy of the comprehensive feature indices are eliminated effectively. General classifier is used to verify the method. The simulation results show that comprehensive feature indices after reduction can effectively reduce the number of feature vectors which are input to SVM and the identification accuracy which is obtained using comprehensive feature indices is higher than the original features indices in the classification and identification of single and complex disturbance source of voltage sag under different noisy conditions.

Key words: power quality; voltage sag; PCA; feature reduction

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2015)13-0105-06

0 引言

随着现代工业发展, 数字式自动控制技术在工业生产中得到大规模应用。这些高精密电子设备的

大量使用对供电系统电能质量提出了更高要求^[1-2]。电压暂降是较常见、影响较大的电能质量问题之一。线路短路故障、感应电动机启动和变压器投入是引起电压暂降的主要原因。准确识别电压暂降扰动源

对于预防和治理电压暂降十分重要,同时也为解决电力系统和用户之间纠纷提供一定的依据^[3]。

分析电压暂降扰动信号并选取合适的特征指标是电压暂降扰动源识别的关键。文献[4]对正序和负序分量分别进行 dq 变换,构造出有效值和相位特征量,用双 dq 变换方法对引起电压暂降的短路故障进行了分类。文献[5]基于短时傅里叶变换提出了根据电压信号的基频幅值和扰动点个数来识别电压暂降源的方法。文献[6]提取电压信号的小波能谱熵和小波系数熵为特征向量,并将其输入概率神经网络,实现电压暂降扰动源的自动识别。文献[7]基于经验模态分解和希尔伯特变换,用能量分布、幅值标准差和相位标准差等分类特征指标对电压暂降扰动源进行识别。文献[8]提出了基于 S 变换的电压暂降分类专家系统,引入幅值因子、谐波增量、幅值突变次数和最大相位增量等指标,对线路短路故障、感应电动机启动、变压器投入、故障自清除和多级电压暂降等进行了识别分类。现有文献主要针对不同算法提出不同电压暂降识别特征指标,很少分析特征指标之间的相关性和有效性^[8-10]。特征指标过多或过少都会影响识别准确性。此外由于电压暂降扰动事件处于复杂的相互关联的电网环境下,会存在很多连锁性、并发性等复杂关联扰动事件,有必要对复合电压暂降现象进行分析。

主成分分析是一种多变量统计分析技术,能够将多个相关变量转化为少数几个不相关综合变量,且这些不相关综合变量包含了原变量的大部分信息^[11]。本文首先建立电压暂降多种特征指标,这些指标具有不同程度的相关性和冗余性,再采用主成分分析对这些特征指标进行约简,得到约简的综合特征指标,能很好地实现对单一电压暂降扰动源和复合电压暂降扰动源的识别。

1 电压暂降特征指标构建

本文用小波变换对电压暂降信号进行多尺度分解,得到的各尺度小波系数能够反映电压暂降的特征^[12]。对各尺度小波系数从统计量、波形态、熵、能量等方面构建电压暂降特征指标。其中统计量包括均值、标准差、偏度、峭度、四分位距、均方根值;波形态包括波形系数、波峰系数;熵包括香农熵、对数能量熵。

均值能反映各尺度小波系数的集中程度。标准差能反映各尺度小波系数的离散程度。偏度能反映各尺度小波系数的非对称分布程度。峭度能反映各尺度小波系数的平滑程度。四分位距能反映各尺度小波系数的数据量分散程度。均方根值能反映各尺

度小波系数的有效值大小。波形系数能反映各尺度小波系数的均值与均方根值的比值大小。波峰系数能反映各尺度小波系数的最大值与均方根值的比值大小。香农熵将各尺度小波系数等价为一个概率分布序列,通过计算熵值,反映各尺度小波系数的稀疏程度。对数能量熵能反映各尺度小波系数能量的稀疏程度。能量能反映各尺度小波系数的大小。这些特征指标可表征电压暂降的不同特征,将这些特征指标组合能识别不同的电压暂降扰动源。

2 基于主成分分析的特征约简

2.1 主成分分析原理

设数据矩阵 F 和 Z 分别为

$$F_{M \times N} = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & \cdots & F_{1N} \\ F_{21} & F_{22} & \cdots & F_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ F_{M1} & F_{M2} & \cdots & F_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Z_{M \times k} = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1k} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_{M1} & z_{M2} & \cdots & z_{Mk} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: M 为数据组数; N , k 分别为每组数据的特征向量数。

若 Z 满足以下条件,则称 Z 为 F 的主成分。

(1) $Z = FL$, L 是 $N \times k$ 维待定的常数向量 ($k \leq N$);

(2) z_{ij} 尽可能地大,能充分反映 F 的变化情况 ($i = 1, 2, \dots, M$, $j = 1, 2, \dots, k$);

(3) $\text{Cov}(z_{ij}, z_{i,j+1}) = 0$, z_{ij} 和 $z_{i,j+1}$ 互不相关,即尽可能不含重复信息。

通常,对数据矩阵 F 主成分的求解可转化为求 F 的协方差矩阵的特征根和标准正交向量的问题。

2.2 电压暂降特征指标约简

构建的电压暂降特征指标在反映识别特征上具有不同程度的相关性和冗余性,且有些特征指标对分类结果可能不起作用,从而导致各特征指标对分类结果的贡献度不均衡,分类效果降低,分类器复杂度增加。因此,本文采用主成分分析对构建的电压暂降特征指标进行约简,得到远小于原始特征指标个数的综合特征指标。约简后的综合特征指标能保留大部分特征信息,有效降低特征指标个数。

设有 M 组样本数据,每组样本数据通过小波变换得到 N 个特征指标,构造出原始数据矩阵如(1)所示。矩阵中行向量代表各组样本数据计算得到的

特征指标。

特征约简过程如下:

(1) 列向量标准化。原始数据矩阵的列为不同样本数据的相同特征指标, 为了使其具有可比性, 需要对列向量进行标准化处理。标准化处理的原则是保留各指标的差异信息。一般有中心标准化和均值化两种处理方法。

1) 对列向量进行中心标准化处理, 即

$$F_{ij}^* = (F_{ij} - \bar{F}_j) / \text{std}(F_j) \quad (3)$$

式中: $i=1, 2, \dots, M$; $j=1, 2, \dots, N$; \bar{F}_j 是第 j 列特征指标的平均值; $\text{std}(F_j)$ 是第 j 列特征指标的标准差。

$$\bar{F}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M F_{ij} \quad (4)$$

$$\text{std}(F_j) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (F_{ij} - \bar{F}_j)^2} \quad (5)$$

2) 对列向量进行均值化处理, 即

$$F_{ij}^* = F_{ij} / \bar{F}_j \quad (6)$$

两种处理方法都可以实现列向量的标准化, 使其具有可比性。但对于不同特征指标之间, 即行向量, 均值化处理每行的特征指标大小与各自列向量均值有关, 而中心化处理后每行的特征指标具有可比性, 更有利于分类识别。本文以中心标准化对列向量进行处理。

(2) 计算协方差矩阵 S , 矩阵元素 s_{jk} 为

$$s_{jk} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (F_{ij}^* - \bar{F}_j)(F_{ik}^* - \bar{F}_k) \quad (7)$$

式中: $j=1, 2, \dots, N$; $k=1, 2, \dots, N$ 。

(3) 计算协方差矩阵 S 的特征值, 按大小进行排序, 即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$, 特征值相应的特征向量为 u_1, u_2, \dots, u_N 。

(4) 确定综合特征指标个数。协方差矩阵 S 的特征值方差贡献率 β_k 和累计方差贡献率 $\beta(k)$ 分别为

$$\beta_k = 100\% \lambda_k / \sum_{k=1}^N \lambda_k \quad (8)$$

$$\beta(k) = \sum_{q=1}^k \lambda_q / \sum_{q=1}^N \lambda_q \quad (9)$$

选取综合特征指标的个数取决于累计方差贡献率, 方差越大, 包含的信息越多。确定综合特征指标个数的方法有两种, 一种是设定固定的累计方差贡献率百分比, 这种方法具有一定的主观性, 不会随着所分析的数据模型而改变; 一种是基于可变阈值的方法。为了更合理的确定综合特征指标个数, 本文采用基于可变阈值的方法。

取出协方差矩阵特征值中非 0 的特征值构成 1

个新的矩阵 R_λ^* , 设最大的特征值为 $R_\lambda^*(\max)$, 最小特征值为 $R_\lambda^*(\min)$, 次最大的特征值为 $R_\lambda^*(\text{sec})$ 。 R_λ^* 中所含元素的个数为 n 。如果 R_λ^* 中元素的个数等于原特征值的个数, 此时设定阈值为

$$R_\lambda^*(t) = [\text{sum}(R_\lambda^*) - R_\lambda^*(\max) - R_\lambda^*(\min)] / n \quad (10)$$

如果 R_λ^* 中元素的个数小于原特征值的个数, 此时设定阈值为

$$R_\lambda^*(t) = [\text{sum}(R_\lambda^*) - R_\lambda^*(\max) - R_\lambda^*(\text{sec})] / n \quad (11)$$

将 R_λ^* 中的各特征值与确定的 $R_\lambda^*(t)$ 阈值进行比较, 选出比其大的特征值, 此时所选出的特征值个数为新确定的综合特征指标个数 k 。

(5) k 个综合特征指标所对应的特征向量为 u_1, u_2, \dots, u_k , 其特征矩阵为

$$U_{N \times k} = [u_1, u_2, \dots, u_k] \quad (12)$$

则 M 组样本数据的 k 个综合特征指标构成的矩阵为

$$Z_{M \times k} = \begin{bmatrix} z_{11} & \dots & z_{1k} \\ \vdots & & \vdots \\ z_{M1} & \dots & z_{Mk} \end{bmatrix} = F_{M \times N}^* U_{N \times k} \quad (13)$$

矩阵 Z 中行向量表示各组样本数据的 N 个特征指标约简后得到的 k 个综合特征指标。

3 算例验证

3.1 仿真分析

参照文献[10]的电压暂降仿真系统模型, 本文在 Simulink 下建立的仿真系统模型如图 1 所示。图中变压器 T_1 、 T_2 变比为 110 kV/10.5 kV, T_2 考虑了变压器的铁芯饱和特性; 变压器 T_3 、 T_4 变比为 10 kV/0.4 kV; F 为故障点, M 为测量点。

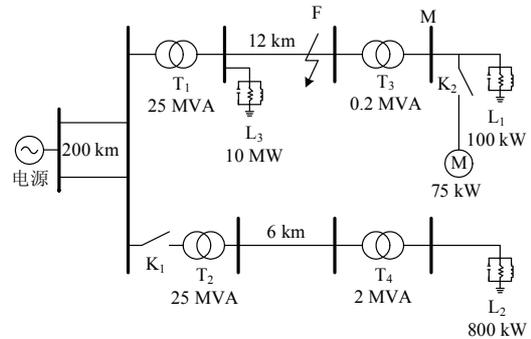


图 1 电压暂降仿真系统

Fig. 1 Voltage sag simulation system

设定信号采样频率为 6 400 Hz。在现有的各种小波中, db 小波对不规则信号较为灵敏, 结合电压

暂降扰动信号特点和计算量大小, 本文采用 db4 小波作为母小波。对扰动信号进行 7 尺度小波分解, 可得到高频分量系数 $d_1 \sim d_7$ 和低频分量系数 a_7 。

根据构建的特征指标, 得到各尺度小波系数特征指标的表达式, 如表 1 所示。表中, $j=1,2,\dots,8$, $k=1,2,\dots,N$, N 为各尺度小波系数的长度, p 表示 A、B、C 三相。另外为了使计算式格式统一, 令 $d_8 = a_7$ 。

表 1 特征指标表达式

Table 1 Formulation of feature indices

序号	特征指标	计算式
1	均值	$F_{1p}(j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N d_{jp}(k)$
2	标准差	$F_{2p}(j) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [d_{jp}(k) - F_{1p}(j)]^2}$
3	偏度	$F_{3p}(j) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \left[\frac{d_{jp}(k) - F_{1p}(j)}{F_{2p}(j)} \right]^3$
4	峭度	$F_{4p}(j) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N \left[\frac{d_{jp}(k) - F_{1p}(j)}{F_{2p}(j)} \right]^4$
5	四分位距	$F_{5p}(j) = d_{jp}(\%75th) - d_{jp}(\%25th)$
6	均方根值	$F_{6p}(j) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N d_{jp}^2(k)}$
7	波形系数	$F_{7p}(j) = \frac{F_{1p}(j)}{F_{6p}(j)}$
8	波峰系数	$F_{8p}(j) = \frac{\max(d_{jp}(k))}{F_{6p}(j)}$
9	香农熵	$F_{9p}(j) = -\sum_{k=1}^N [d_{jp}^2(k) \log(d_{jp}^2(k))]$
10	对数能量熵	$F_{10p}(j) = \sum_{k=1}^N \log(d_{jp}^2(k))$
11	能量	$F_{11p}(j) = \sum_{k=1}^N d_{jp}^2(k)$

电压暂降扰动信号通过计算可得到 $11 \times 3 \times 8$ 个特征指标。电压暂降扰动源识别是对监测点三相电压综合分析得到的, 因而需要对三相电压所得特征指标进行处理, 得到一个反映三相特征的指标。11 种特征指标中标准差、四分位距、均方根值、波峰系数和能量都是非负的特征指标; 其他特征指标的正负不定。因三相电压相位互差 120° , 计算得到的一些特征指标有正有负, 若直接相加, 将使特征信息相互抵消, 采用式(14)进行处理, 得到 11×8 个特征指标。

$$F_i(j) = \frac{|F_{iA}(j)| + |F_{iB}(j)| + |F_{iC}(j)|}{3} \quad (14)$$

式中, $i=1,2,\dots,11$, 表示 11 种特征指标。

对于线路短路故障, 改变故障原因、故障位置、线路负荷、故障起止时刻及过渡电阻的大小; 对于感应电动机启动, 改变启动时刻、线路负荷及上级变压器容量; 对于变压器投入, 改变投入时刻、线路负荷及变压器容量; 对于复合电压暂降扰动源引起的电压暂降, 改变仿真系统模型中相应模块参数。

通过仿真分别获取线路短路故障、感应电动机启动、变压器投入、多级电压暂降、感应电动机重新启动、感应电动机启动和变压器投入共同作用等 6 种类型电压暂降信号各 100 组样本数据。其中任意选取 6 种类型电压暂降信号各 50 组共 300 组样本数据作为训练样本, 其余 300 组样本数据作为测试样本。

300 组训练样本经 db4 小波变换后, 根据表 1 中各特征指标计算式和式(14), 得到 300×88 个原始特征指标。采用主成分分析进行特征约简, 得到 300×12 个综合特征指标, 其累计方差贡献率为 96.19%, 综合特征指标的相关系数均小于 10^{-15} 。

为了分析本文提出方法的分类识别效果, 用“1 对 1”方法构造 SVM 多分类器进行识别。参照文献 [13] 的方法, SVM 多分类器的核函数为高斯函数, 对 SVM 的惩罚参数 C 和核函数参数 σ 的选取采用粒子群寻优算法, 参数 C 的变化范围为 $[0.1, 100]$, 参数 σ 的变化范围为 $[0.1, 100]$ 。将 300×88 个原始特征指标和 300×12 个综合特征指标分别用构造的 SVM 多分类器进行训练。两个 SVM 多分类器的最优参数如表 2 所示。

表 2 SVM 多分类器最优参数

Table 2 Optimal parameters of SVM multiple classification

分类器	惩罚参数 C	核函数参数 σ
原始特征指标 SVM	0.790 9	0.1
综合特征指标 SVM	0.763 4	0.1

将无噪声和信噪比为 40 dB、30 dB 和 20 dB 的 4 种测试样本经 db4 小波变换后, 根据表 1 中各特征指标计算式和式(14), 分别得到 4 种测试样本 300×88 个原始特征指标。按式(3)进行中心标准化处理后, 与训练样本经主成分分析得到的综合特征指标特征矩阵按式(11)进行计算, 分别得到 4 种测试样本的 300×12 个综合特征指标。

4 种测试样本的综合特征指标和原始特征指标分别用原始特征指标 SVM 和综合特征指标 SVM 进行分类识别。分类识别准确率如表 3 所示。

从表 3 可以看出, 测试样本经主成分分析约简后的综合特征指标比原始特征指标的分类识别准确

率高。只有信噪比为 20dB 的测试样本识别准确率较低, 主要是感应电动机启动、感应电动机启动和变压器投入共同作用这两种类型的电压暂降波形类似, 在强噪声下不易分辨, 导致识别错误较多。由于综合特征指标个数比原始特征指标的个数少很多, 不仅简化了 SVM 分类器结构, 且大幅减少了 SVM 分类器的训练时间和测试时间。

表 3 SVM 多分类器分类识别准确率

Table 3 Classification accuracy of SVM multiple classification

分类器	无噪声	信噪比 40 dB	信噪比 30 dB	信噪比 20 dB
原始特征指标 SVM	99.67%	88.67%	60.00%	23.33%
综合特征指标 SVM	100.00%	99.70%	99.00%	78.33%

3.2 实测数据验证

算例 1: 国内某钢铁公司 2#变电站电能质量监测装置记录的感应电动机启动引起的电压暂降。一共选取 10 组数据, 其中一组录波数据如图 2 所示。

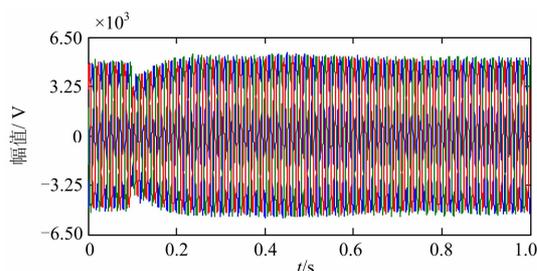


图 2 感应电动机启动引起的电压暂降数据

Fig. 2 Voltage sag waveforms due to startup of induction motor

在样本数量不均衡的情况下, SVM 对少类样本分类和预测的准确率远低于对多类样本分类和预测的准确率, 即算法偏向于多类^[14]。为了保证训练的 SVM 多分类器能够准确分类, 添加 6 种类型的电压暂降仿真数据(无噪声)各 5 组。

将 10 组实测数据和 30 组仿真数据经小波变换后得到 40×88 个原始特征指标, 经中心标准化处理后, 得到 40×12 个综合特征指标。将原始特征指标和综合特征指标分别用训练好的 SVM 多分类器进行分类识别, 实测数据分类识别结果如表 4 所示。

从表 4 可以看出, 10 组实测数据的原始特征指标用 SVM 多分类器进行识别, 其识别准确率为 0, 均识别为感应电动机启动和变压器投入共同作用引起的电压暂降, 当有变压器投入时, 会产生谐波, 而通过 FFT 进行频谱分析可知基本没有谐波。而经主成分约简后的综合特征指标用 SVM 多分类器识别, 其识别准确率为 100%。

表 4 算例 1 分类识别结果

Table 4 Classification results of case 1

电压暂降扰动源	原始特征指标 SVM	综合特征指标 SVM
线路短路故障	0	0
感应电动机启动	0	10
变压器投入	0	0
多级电压暂降	0	0
感应电动机重新启动	0	0
感应电动机启动和变 压器投入共同作用	10	0

算例 2: Electric Power Research Institute 公司公布的两相短路故障引起的电压暂降。一共选取 5 组数据, 其中一组录波数据如图 3 所示。

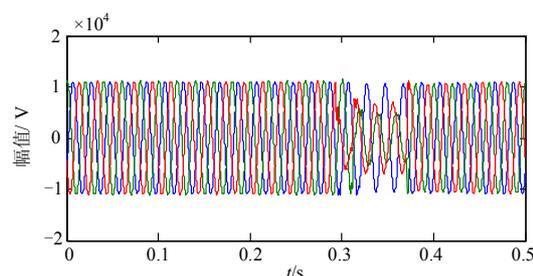


图 3 两相短路故障引起的电压暂降数据

Fig. 3 Voltage sag waveforms due to double phase short circuit grounding fault

将 5 组实测数据和 30 组仿真数据经小波变换后得到 35×88 个原始特征指标, 经中心标准化处理后, 得到 35×12 个综合特征指标。将原始特征指标和综合特征指标分别用训练好的 SVM 多分类器进行分类识别, 实测数据分类识别结果如表 5 所示。

表 5 算例 2 分类识别结果

Table 5 Classification results of case 2

电压暂降扰动源	原始特征指标 SVM	综合特征指标 SVM
线路短路故障	2	5
感应电动机启动	0	0
变压器投入	0	0
多级电压暂降	2	0
感应电动机重新启 动	1	0
感应电动机启动和变 压器投入共同作用	0	0

从表 5 可以看出, 5 组实测数据的原始特征指标用 SVM 多分类器进行识别, 其识别准确率为 40%, 而经主成分约简后的综合特征指标用 SVM 多分类器识别, 其识别准确率为 100%。

4 结论

通过主成分分析对电压暂降特征指标进行特征

约简, 将高维特征空间转换到低维特征空间, 保留了大部分有效特征信息, 消除了特征指标间的相关性, 简化了分类器结构。仿真和实测数据验证表明, 本文提出的方法不仅有效降低了输入到分类器中的特征向量个数, 而且在不同噪声强度下对单一电压暂降扰动源和复合电压暂降扰动源的识别准确率明显高于利用原始特征指标进行的分类识别。

参考文献

[1] 薛尚青, 蔡金锭. 基于 Sage-Husa 卡尔曼滤波的三相电压暂降检测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(1): 71-75.
XUE Shangqing, CAI Jinding. Three-phase voltage sag detection based on Sage-Husa Kalman filtering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(1): 71-75.

[2] 刘连光, 贾文双, 肖湘宁, 等. 用小波变换和有效值算法实现电压凹陷的准确测量[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(11): 31-34.
LIU Lianguang, JIA Wenshuang, XIAO Xiangning, et al. Measurement method of voltage sag by wavelet transform and RMS method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(11): 31-34.

[3] 李国栋, 丁宁, 徐永海. 基于 Mamdani 型模糊推理的电压暂降源识别[J]. 华北电力大学学报, 2010, 37(2): 43-48.
LI Guodong, DING Ning, XU Yonghai. Voltage sag disturbance recognition based on Mamdani fuzzy inference[J]. Journal of North China Electric Power University, 2010, 37(2): 43-48.

[4] 杜雄, 周维维, 许可夫. 基于双 dq 变换的引起电压暂降的短路故障分类[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(5): 86-90.
DU Xiong, ZHOU Luwei, XU Kefu. Classification of short circuit faults causing voltage sags based on double dq transformation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(5): 86-90.

[5] 赵凤展, 杨仁刚. 基于短时傅里叶变换的电压暂降扰动检测[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(10): 28-34.
ZHAO Fengzhan, YANG Rengang. Voltage sag disturbance detection based on short time Fourier transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(10): 28-34.

[6] 贾勇, 何正友, 赵静. 基于小波熵和概率神经网络的配电网电压暂降扰动源识别方法[J]. 电网技术, 2009, 33(16): 63-69.
JIA Yong, HE Zhengyou, ZHAO Jing. A method to identify voltage sag sources in disturbance network based on wavelet entropy and probability neural network[J]. Power System Technology, 2009, 33(16): 63-69.

[7] MANJULA M, MISHRA S, SARMA A V R S. Empirical mode decomposition with Hilbert transform for classification of voltage sag causes using probabilistic neural network[J]. Electrical Power and Energy Systems,

2013(44): 597-603.

[8] 杨洪耕, 刘守亮, 肖先勇, 等. 基于 S 变换的电压凹陷分类专家系统[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(1): 98-104.
YANG Honggeng, LIU Shouliang, XIAO Xianyong, et al. S-transform based on expert system for classification of voltage sags[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 98-104.

[9] MLADEN, KEZUNOVIC, LIAO Y. A new method for classification and characterization of voltage sags[J]. Electric Power System Research, 2001(58): 27-35.

[10] 王克星, 宋政湘, 陈德桂, 等. 基于小波变换的配电网电压暂降的干扰源辨识[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 29-34.
WANG Kexing, SONG Zhengxiang, CHEN Degui, et al. Interference source identification of voltage sag in distribution system based on wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 29-34.

[11] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于主成分分析和人工神经网络的风电功率预测[J]. 电网技术, 2011, 35(9): 128-132.
ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Prediction of wind power based on principal component analysis and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2011, 35(9): 128-132.

[12] 徐永海, 肖湘宁, 杨以涵, 等. 小波变换在电能质量分析中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(23): 56-59.
XU Yonghai, XIAO Xiangning, YANG Yihan, et al. Application of wavelet transform in power quality analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(23): 56-59.

[13] 陆宁, 武本令, 刘颖. 基于自适应粒子群优化的 SVM 模型在负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 43-47.
LU Ning, WU Benling, LIU Ying. Application of support vector machine model in load forecasting based on adaptive particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(15): 43-47.

[14] WU Gang, CHANG E Y. Class-boundary alignment for imbalanced dataset learning[C] // ICML 2003 Workshop on Learning From Imbalanced Data Sets II, Washington DC, 2003: 49-56.

收稿日期: 2014-09-08; 修回日期: 2014-11-25

作者简介:

赵莹(1983-), 女, 工程师, 研究方向为电力系统自动化、信息化技术等; E-mial: zhaoying@yn.csg.cn

赵川(1981-), 男, 工程师, 研究方向为调度自动化系统、自动运行控制等; E-mial: zhaochuan@yn.csg.cn

叶华(1987-), 男, 工程师, 研究方向为调度自动化系统、电力高级应用分析等。E-mial: yehua@yn.csg.cn

(编辑 张爱琴)