

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211188

基于空间相量模型的三相电压暂降扰动特征提取与分类

辛峰¹, 尤向阳¹, 葛笑寒¹, 马宁²

(1. 河南科技大学应用工程学院, 河南 三门峡 472000; 2. 华北电力大学, 河北 保定 071003)

摘要: 对暂降扰动进行精准类型识别是电能质量评估和治理的前提。现有暂降特征提取多是对单一扰动数据进行识别分类, 采用数学变换法进行特征提取时数据维数高且计算量大。针对这些问题, 提出了一种基于三相电压空间相量模型的多级暂降扰动可视化特征提取及分类方法。首先, 将三相电压时域波形数据转换为空间相量模型; 其次, 使用 *K-mean* 算法, 将电压降落扰动聚类成平面内可视化的圆或椭圆; 最后, 利用逻辑回归算法对每一个聚类的圆或椭圆进行特征提取与分类。应用所提方法分别进行了单一扰动和多级扰动识别的仿真实验, 结果表明, 所提方法能有效识别 A、C_a、C_b、C_c、D_a、D_b 和 D_c 等七类电压暂降扰动。该方法降低了数据维度, 减少了模型计算量, 避免了对动态过渡过程的检测, 降低了错误识别的风险, 为多级电压暂降扰动的识别与分类提供了一种有效的辅助手段。

关键词: 空间相量模型; *K-mean* 聚类; 逻辑回归算法; 电压暂降

Feature extraction and classification of three-phase voltage dips based on a space phasor model

XIN Feng¹, YOU Xiangyang¹, GE Xiaohan¹, MA Ning²

(1. College of Applied Engineering, Henan University of Science and Technology, Sanmenxia 472000, China;

2. North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Accurate classification identification of voltage dip disturbance is a prerequisite for power quality assessment and management. Most of the existing voltage dips' feature extraction consists of identifying and classifying single disturbance data. When using a mathematical transformation method for feature extraction, the data dimension is high and the amount of calculation is large. To solve these problems, a visual feature extraction and classification method based on a three-phase voltage space phasor model is proposed for multi-level voltage dips disturbance. First, the three-phase voltage waveform data are transformed into a spatial phasor model. Secondly, the voltage dip disturbances are clustered into visible circles or ellipses by using the *K-mean* algorithm. Finally, a logical regression algorithm is used to extract and classify the features of each cluster circle or ellipse. The simulation experiments for single disturbance and multi-level disturbance are done using the proposed method. The results show that the proposed method can effectively identify seven kinds of voltage-drop disturbances, such as A, C_a, C_b, C_c, D_a, D_b, D_c, etc. This method not only reduces the data dimension and the calculation amount of the model, but also reduces the risk of misidentification by eliminating the detection of the dynamic transition process. Overall it provides an effective means for the identification of multi-level voltage dip disturbances.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 71471060).

Key words: space phasor model; *K-mean* clustering; logistic regression algorithm; voltage dips

0 引言

近年来关于电能质量扰动分类与识别的研究众

多, 其中包括电压暂降扰动的识别与分类^[1]。电压暂降扰动为电力系统中多发的一种电能质量扰动现象, 持续时间一般在半个工频周期至 1 min 之内^[2]。其供电电压降低到 0.1 倍额定电压以下时即演变成电压短时中断, 属于较为严重的电能质量问题, 会对工业生产设备造成安全隐患, 尤其对高精密的生产性企业危害最大, 可能损坏敏感设备, 引起生

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(71471060); 河南省科技攻关项目资助(202102210134); 河南省高校青年骨干教师培养计划(2020GZGG076)

产工艺停产, 导致未完成的产品报废, 增加重新启动成本^[3]。随着电力负荷类型多样性的与日俱增, 特别是现代工业各种精密仪器对供电质量要求的不断提高, 电压暂降扰动问题逐渐引起了研究人员的关注^[4]。暂降扰动可能由电网中的单相接地短路、输配电线路中重合闸、大容量负载切换、二次回路控制失灵所引起。对暂降扰动进行精准的类型识别是电能质量评估和治理的前提。因此, 加强暂降扰动的分类与识别的研究对提升电能质量具有重要意义。

电能质量扰动分类通常分为两步: 先是对扰动信号进行特征提取, 获得特征向量; 然后依据特征向量采用一定的分类方法对扰动信号进行分类。常用的特征提取算法有 Fourier 变换^[5]、Wavelet 小波变换^[6]、S 变换^[7]、Hilbert-Huang 变换^[8] 等。常见的分类识别方法有 k 近邻^[9]、人工神经网络^[10]、决策树^[11]、极限学习机^[12]、支持向量机^[13]等。文献[14]提出了基于 Wavelet 小波变换和支持向量机的分类算法, 利用小波变化提取特征并将支持向量机用于分类, 该方法可有效地对不同电能质量扰动进行分类。文献[15]提出了一种基于 Hilbert-Huang 变换 (HHT) 的分类方法, 利用 HHT 算法获得的 Hilbert 谱来对扰动进行定位, 但需要较复杂的运算。文献[16]采用 S 变换进行特征提取, 通过 GAP-RBF 神经网络进行分类, 该方法神经元数量较少, 运算速度快, 但识别率有待提高。文献[17]利用小波变换在不同投影尺度上进行特征提取, 有效地抑制了特征噪声, 充分反映了电压扰动信号的精细特征, 但是存在特征维度过大的问题。文献[18]提出了一种基于改进形态滤波器和极限学习机的分类算法, 与其他算法相比, 该方法具有较高的分类准确率且适用于单一电压扰动的实时检测。文献[19]采用压缩感知稀疏向量进行特征提取, 结合神经网络进行分类, 该方法减少了所需处理的数据量, 但抗噪性能不强。文献[20]采用决策树和支持向量机相结合的分类方法, 简化了特征提取过程, 但由于生长出的决策树都是严格不平衡二叉树, 分类效率不高。文献[21]将三相电压转换成 RGB 三色图, 然后利用卷积神经网络进行特征提取与分类, 但将卷积神经网络提取的所有特征用于全连接层分类可能产生特征冗余, 降低网络泛化性能。文献[22]提出了一种基于特征融合的一维卷积方法, 但是对于电压暂降和中断的分类准确率较低, 并且存在网络层次复杂的问题。以上文献在对电能质量扰动分类识别时, 多是针对单一电压扰动开展研究, 而在实际供电系统中往往出现多级扰动。

在三相供电系统中, 就电压短时降落来讲, 分为六种三相不平衡电压降落(C_a 、 C_b 、 C_c 、 D_a 、 D_b 和 D_c)以及一种三相平衡电压降落(A)^[23]。为了能够快速有效地对以上 7 种电压短时降落进行识别。本文将三相电压时域内三个波形转换成空间相量模型, 使三相电压时间域内的波形特征转换成复平面内可视化的图形特征。然后采用 K -均值算法进行聚类, 对得到的每一类再通过逻辑回归方法获得其最佳参数, 根据此参数对三相电压暂降扰动类别进行识别和区分。其分类算法架构如图 1 所示。

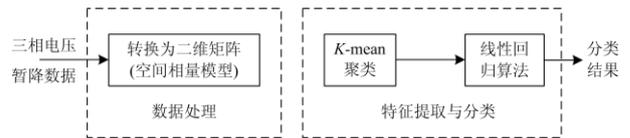


图 1 分类算法架构图

Fig. 1 Classification algorithm architecture

1 相关工作基础

1.1 三相电压暂降扰动的基本类型

三相电压暂降扰动中 A 型是平衡电压下降, 三相电压的下降幅度相同。C 型是不平衡电压下降, 其三相电压中有两相明显下降, 一相轻微或没有下降。C 型又细分为 C_a 、 C_b 、 C_c , 下标表示电压降落很小或没有电压降落的相位。D 型也是不平衡电压下降, 其三相电压中有一相明显下降, 另两相轻微或没有下降, D 型又细分为 D_a 、 D_b 、 D_c , 下标表示电压降落较大的相。

1.2 三相电压的空间相量表示

三相电压 V_a 、 V_b 和 V_c 的空间相量模型可通过式(1)获得^[24]。

$$\mathbf{V} = \frac{2}{3} [V_a(t) + \alpha V_b(t) + \alpha^2 V_c(t)] \quad (1)$$

式中: $\alpha = e^{\frac{j2\pi}{3}}$; $\alpha^2 = e^{\frac{j4\pi}{3}}$; \mathbf{V} 为复数向量, 其在复平面中的形状是圆或椭圆, 与电压波形或有效值相比, 这为三相电压的聚类提供了更直观的模式。如果空间相量模型为圆, 则代表正常电压或三相平衡的电压暂降(A 型), 圆的半径表示残余电压, 圆的面积越小说明电压下降的幅值越大。椭圆表示三相不平衡电压暂降(D 型和 C 型), 椭圆长轴方向指示电压暂降类型, 椭圆长半轴和短半轴乘积的一半即为残余电压有效值。

图 2 显示了多级电压暂降扰动的三相电压波形。图中可见: 前 5 个周期内电压正常; 从 6~17 周期出现了三相不平衡的电压下降扰动; 在 18~20 周期内演变为三相平衡的电压下降扰动; 经过第 21 个周

期的过渡之后,三相电压恢复到正常状态。

图 3 左侧部分图像显示了该段多级电压暂降扰动波形对应的有效值波形。图 3 右侧部分图像为其空间相量模型,图中可见三个圆形和一个椭圆,圆形对应扰动发生前后的正常电压和扰动期间的三相平衡电压暂降;椭圆对应其中的三相不平衡电压暂降扰动。

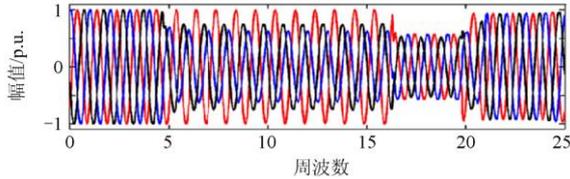


图 2 多级电压暂降波形

Fig. 2 Multi-stage voltage dips waveform

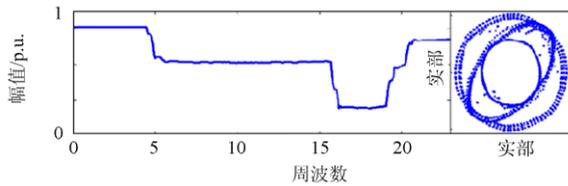


图 3 有效值和空间相量模型

Fig. 3 RMS and space phasor model

1.3 椭圆及其旋转二次型

在相同平面直角坐标系下,长轴与 X 轴方向一致的椭圆标准二次型方程如式(2)所示。

$$\mathbf{X}^T \mathbf{M} \mathbf{X} = 1 \quad (2)$$

式中: \mathbf{M} 为表征椭圆参数的三角矩阵;当椭圆绕长轴正方向旋转 φ 度,则变量矩阵 \mathbf{X} 旋转到 \mathbf{Z} ,

$$\mathbf{Z} = \mathbf{R} \mathbf{X}, \quad \mathbf{X} = \mathbf{R}^T \mathbf{Z}, \quad \mathbf{R} \text{ 为旋转矩阵。}$$

旋转后的椭圆二次型方程如式(3)所示。

$$\mathbf{Z}^T \mathbf{R} \mathbf{M} \mathbf{R}^T \mathbf{Z} = 1 \quad (3)$$

$$\text{记 } \mathbf{R} \mathbf{M} \mathbf{R}^T = \mathbf{N} \quad (4)$$

则旋转后椭圆的二次型方程如式(5)所示。

$$\mathbf{Z}^T \mathbf{N} \mathbf{Z} = 1 \quad (5)$$

由于 \mathbf{N} 为对称矩阵,则必然存在一个正交矩阵 \mathbf{P} 能够将对称矩阵 \mathbf{N} 对角化,即矩阵 $\mathbf{D} = \mathbf{P}^T \mathbf{N} \mathbf{P}$ 为对角矩阵。

因此,根据椭圆的一般二次型,可以按照以下三个步骤得到以长短轴为坐标系的椭圆标准形式。

- (1) 确定椭圆的矩阵 \mathbf{N} 。
- (2) 找到正交矩阵 \mathbf{P} ,使得 $\mathbf{D} = \mathbf{P}^T \mathbf{N} \mathbf{P}$ 。
- (3) 通过应用 $\mathbf{W} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{Z}$ 改变椭圆特征向量 \mathbf{Z} 。则坐标系与长轴方向对齐的椭圆标准形式如式

(6)所示。

$$\mathbf{W}^T \mathbf{D} \mathbf{W} = \lambda_1^2 w_1^2 + \lambda_2^2 w_2^2 = 1 \quad (6)$$

式中, λ_1 和 λ_2 分别为椭圆的短半轴和长半轴的倒数。

2 K-均值聚类算法

2.1 算法思想

K -均值聚类算法是一种无监督学习。无监督学习所给的训练集不包含标签,所有数据集都只包含特征。 K -均值聚类算法以空间中 k 个点为中心进行聚类,对最靠近他们的对象归类。通过迭代的方法,逐次更新各聚类中心的值,直至得到最好的聚类结果。 K -均值聚类算法描述如下:

(1) 适当选择 c 个类的初始中心。

(2) 在第 k 次迭代中,对任意一个样本,求其到 c 各中心的距离,将该样本归到距离最短的中心所在的类。

(3) 利用均值方法更新该类的中心值。

(4) 对于所有的 c 个聚类中心,如果利用(2)和(3)的迭代法更新后,值保持不变,则迭代结束,否则继续迭代。

2.2 算法流程

输入: $k, data[n]$;

(1) 选择 k 个初始中心点。例如, $c[0]=data[0], \dots, c[k-1]=data[k-1]$ 。

(2) 对于 $data[0], \dots, data[n]$, 分别与 $c[0], \dots, c[k-1]$ 比较,假定与 $c[i]$ 差值最少,就标记为 i 。

(3) 对于所有标记为 i 点,重新计算 $c[i]=\{\text{所有标记为 } i \text{ 的 } data[j] \text{ 之和}\}$ 。

(4) 重复(2)和(3),直到所有 $c[i]$ 值的变化小于给定阈值。

2.3 算法补充

K -均值聚类是一种根据事物间的不同特征和相似性关系对它们进行分类的一种数学方法。在所有的聚类算法中,基于代价函数最优的硬聚类算法目前最为常用,而硬聚类算法中 K -均值聚类算法又是最常用和最著名的。多级电压暂降扰动的空间相量模型呈现为长短半径不等、旋转角度不同的椭圆,因此可以尝试将其应用于电能质量中的多级电压暂降扰动分类,这样可以避免对动态过渡过程的检测。但基于空间相量模型的多级电压暂降扰动聚类使用如上所述的四步 K -均值聚类算法流程时,需进行以下两点补充:

(1) 参数 k 的取值。通过对大量电压暂降扰动数据分析,发现三相电压空间相量模型一般不超过五种集群,每种集群对应一个电压暂降扰动。因此,

设置参数 $k = 5$ 。

(2) 所有长于一个半周期(10 ms)的聚类, 都被认为是发生了电压暂降扰动。

3 逻辑回归

3.1 逻辑回归分类的原理

逻辑回归采用类似回归的方法来解决因变量向量 \mathbf{Y} 的分类问题。其本质是极大似然估计^[25]。

定义包含 n 个自变量的特征向量 \mathbf{F} 如式(7)所示。

$$\mathbf{F} = [f_1^{(i)}, f_2^{(i)}, \dots, f_n^{(i)}], \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (7)$$

逻辑回归的目的是找到最合适的模型来描述因变量向量 \mathbf{Y} 与自变量向量 \mathbf{F} 之间的关系。回归模型拟合了参数向量 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_n]^T$, $\theta_j (j=1, 2, \dots, n)$ 为自变量的系数, 使得交叉熵损失函数 $J(\boldsymbol{\theta})$ 最小。交叉熵损失函数计算如式(8)所示。

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [-y_i \ln((h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{F}))_i) - (1 - y_i) \ln(1 - (h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{F}))_i)] \quad (8)$$

$$\text{式中, } h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{F}) = \frac{1}{1 + e^{-\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{F}}}.$$

根据梯度相关理论, 沿梯度负方向的方向导数下降最快。因此, 应沿着梯度负方向逐渐调整权重分量 θ_j , 直到得到最小值, 所以每个权重分量的变化应该是 $\Delta\theta_j = -\eta \frac{\partial J(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j}$ 。

其中 η 为学习率, 控制步长。而 $\frac{\partial J(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j}$ 计算如式(9)所示。

$$\frac{\partial J(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [(h_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{F}))_i - y_i] f_j^{(i)}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

针对前面描述的椭圆二次型方程来讲, 其特征向量 $\mathbf{F} = [f_1^{(i)}, f_2^{(i)}, f_3^{(i)}]$ 。

其中, $f_1^{(i)} = z_1^{(i)} \cdot z_1^{(i)}$, $f_2^{(i)} = z_1^{(i)} \cdot z_2^{(i)}$, $f_3^{(i)} = z_2^{(i)} \cdot z_2^{(i)}$ 。

假设 $z_1^{(i)}$ 和 $z_2^{(i)}$ 构成三相电压空间相量模型 V 的列向量, 对应于复数 V 的实部和虚部, 其中 $i=1, \dots, m$ 表示簇内数据点的数量。

参数向量 $\boldsymbol{\theta} = [a' \ b' \ c']^T$ 。

最后, 因变量向量 \mathbf{Y} 是一个 $m \times 1$ 的列向量,

$\mathbf{Y} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T$ 。由逻辑回归获得的参数构造四

$$\text{元对称矩阵 } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} a' & b'/2 \\ b'/2 & c' \end{bmatrix}.$$

3.2 特征提取与分类

一旦椭圆参数已知, 即四元对称矩阵 \mathbf{N} 确定, 则可以得到三相电压暂降扰动的特征。如果矩阵 \mathbf{N} 对角化后对角线上元素相等或差值小于阈值(0.03), 则表示聚集数据点轨迹为一个圆。如果对角线上元素接近单位 1, 则聚类数据表示扰动发生前后的正常电压, 否则聚类数据属于三相平衡电压下降(A型), 且圆半径等于特征电压。

如果矩阵 \mathbf{N} 对角化后, 对角线上元素差值较大, 超过了某一阈值, 则表示聚集数据点轨迹为一个椭圆。椭圆的特征数据除了长半轴与短半轴长度外, 还有第三个特征, 即由正交矩阵 \mathbf{P} 所确定的旋转角 $\varphi = \arccos p_{11}$ 。其中, P_{11} 为正交矩阵 \mathbf{P} 第一行第一列的元素。扰动分类可依据式(10)、式(11)中 T 的取值进行分类。ceil 函数为向上取整函数。

$$T = \text{ceil}\left(\frac{\varphi}{30}\right) = \begin{cases} 1 & \text{TypeD}_b \\ 2 & \text{TypeC}_c? \\ 3 & \text{TypeD}_a \end{cases} \quad (10)$$

$$T = \text{ceil}\left(\frac{\varphi}{30}\right) = \begin{cases} 4 & \text{TypeC}_b \\ 5 & \text{TypeD}_c? \\ 6 & \text{TypeC}_a \end{cases} \quad (11)$$

3.3 算法流程

电压暂降扰动分类识别的算法流程分为五步。

第一步, 数据准备。

获取三相电压, 计算其空间相量模型, 得到样本数据。

第二步, K -均值聚类。

用 K -均值聚类算法将第一步的样本集合划分为 k 个子集。

第三步, 逻辑回归。

对第二步得到的每一个样本子集进行如下计算:

(1) 将对应的复数值分离成实部 x 和虚部 y ;

(2) 计算向量 $\mathbf{F} = [x^2 \ xy \ y^2]$;

(3) 初始化参数矩阵 $\boldsymbol{\theta} = [a' \ b' \ c']^T$;

(4) 运行逻辑回归算法优化模型参数;

(5) 计算矩阵 $\mathbf{N} = \begin{bmatrix} a & b/2 \\ b/2 & c \end{bmatrix}$;

第四步，椭圆特征提取。

计算对称矩阵 N 的特征根 λ_1^2 和 λ_2^2 ，其对应的特征向量为 $[\cos\varphi \ \sin\varphi]^T$ 和 $[-\sin\varphi \ \cos\varphi]^T$ ，对应的椭圆短半轴和长半轴分别为： $\frac{1}{\lambda_1}$ 和 $\frac{1}{\lambda_2}$ 。

第五步，扰动类型识别。

计算 $\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1}$ 和 $T = \text{ceil}\left(\frac{\varphi}{30}\right)$ ，对电压降落扰动进行类型识别。

如果 $\frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} < 0.03$ ，则识别为三相平衡的 A 型电压暂降扰动。否则，根据 T 的取值对应不同的三相不平衡电压暂降扰动。

4 仿真实验与测试结果

采用 Matlab 生成的单级三相电压暂降扰动波形，三相电压暂降仿真数据样本由式(12)生成。

$$\begin{cases} V_a = \mu_0 \sin(100\pi t + 0)\delta_a(t) \\ V_b = \mu_1 \sin(100\pi t + \frac{2\pi}{3})\delta_b(t) \\ V_c = \mu_2 \sin(100\pi t + \frac{4\pi}{3})\delta_c(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中： μ_0 、 μ_1 、 μ_2 分别为各相位幅值下降比率，有明显下降时取值范围为(0.1, 0.9)，无明显下降时取值范围为(0, 0.1)； $\delta_a(t)$ 、 $\delta_b(t)$ 、 $\delta_c(t)$ 为单位阶跃函数，用以控制三相电压下降的持续时间，取值范围为(0.01, 0.6) s，即半个周期到 30 个周期。

4.1 单级电压暂降扰动实验

代表性选取19种三相电压暂降扰动样本进行数值计算^[26]，结果如表 1 所示。

表 1 中第 1 列为 19 种扰动样本编号；第 2 到第 4 列列出了三相电压峰值大小；第 5 和第 6 列分别表示三相电压空间矢量模型特征值(椭圆的短半轴和长半轴大小)；第 7 列显示椭圆的旋转角度(长轴的方向)。从表中可以看出同一类型的旋转角度相同，但特征值可能不同。根据表 1 显示的结果，平衡电压暂降(A 型)的计算特征值为 0.5。样本 2、8 和 14 分别对应单相电压暂降中的 A、B、C 相电压降落。它们对应的短半轴和长半轴分别接近 0.66 和 1，其相应的旋转角度分别为 90° 、 30° 和 150° ；分别属于 D_a 、 D_b 和 D_c 型电压降落扰动。

表 1 单级电压暂降扰动仿真计算结果

Table 1 Simulation calculation results of single-stage

voltage dip disturbance							
编号	V_a	V_b	V_c	短半轴	长半轴	φ	类别
1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0	A
2	0.5	1	1	0.66	1	90	D_a
3	0.5	0.9	0.9	0.5	1	90	D_a
4	0.5	0.7	0.7	0.5	0.83	90	D_a
5	1	0.66	0.66	0.5	1	180	C_a
6	1	0.5	0.5	0.5	0.83	180	C_a
7	0.75	0.57	0.57	0.5	0.83	180	C_a
8	1	0.5	1	0.66	1	29.94	D_b
9	0.9	0.5	0.9	0.5	0.99	29.86	D_b
10	0.7	0.5	0.7	0.5	0.83	29.86	D_b
11	0.66	1	0.66	0.5	0.99	119.9	C_b
12	0.5	1	0.5	0.5	0.83	119.9	C_b
13	0.57	0.75	0.57	0.5	0.83	119.9	C_b
14	1	1	0.5	0.66	1	150	D_c
15	0.9	0.9	0.5	0.5	0.99	150	D_c
16	0.7	0.7	0.5	0.5	0.83	150	D_c
17	0.66	0.66	1	0.5	0.83	60	C_c
18	0.5	0.5	1	0.5	0.83	60	C_c
19	0.57	0.57	0.75	0.5	0.93	59.9	C_c

4.2 多级电压降落扰动实验

将所提出的方法应用于图 4 和图 5 所示的两个三相电压多级暂降的波形实例。通过 K -均值聚类方法，对这两组三相电压波形的空间相量模型进行聚类，结果分别如图 6 和图 7 所示集群。接下来使用逻辑回归模型，提取对应于每个集群的单段特征。

图 4 的扰动样本具有三级电压降落。扰动发生前后的电压波形几乎完全相同，对应于图 6 中半径为 1 的圆(S_1)。三级电压降落扰动分别对应图 6 中两个椭圆(S_2 , S_3)和一个半径小于 1 的圆(S_4)。椭圆形状对应于第二和第三阶段电压骤降。第二阶段电压降落对应椭圆 S_2 ，其短半轴和长半轴分别为 0.68 和 1，该椭圆的旋转角度为 46° ；因此属于 C_c 类电压暂降扰动，意味着主电压降在 A、B 两相。第三阶段电压暂降特征如图 8 所示，该段电压波形空间向量模型聚类结果为图 6 中 S_3 所示椭圆，其对应的短半轴和长半轴分别为 0.36 和 0.99，旋转角度为 76° ；该暂降扰动类型为 D_a ，表示其主电压降在 A 相中。 S_4 为三相平衡电压暂降，属 A 型扰动。

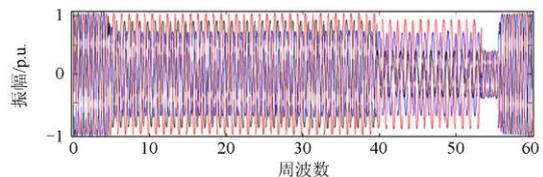


图 4 多级电压暂降实例 1

Fig. 4 Multi-stage voltage dips of Example 1

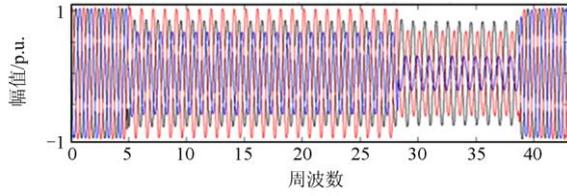


图5 多级电压暂降实例2

Fig. 5 Multi-stage voltage dips (Example 2)

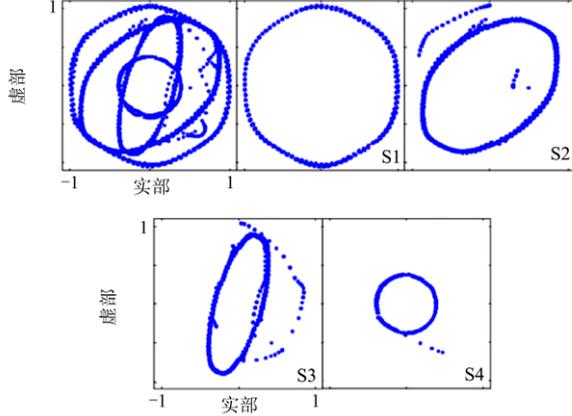


图6 多级电压暂降实例1 K-mean 聚类

Fig. 6 K-mean clustering of multi-stage voltage dip of Example 1

图5所示扰动样本具有两级电压降落。其相应的电压相量模型如图7所示,图7中有一个单位圆 S_1 和两个椭圆(S_2 和 S_3)。单位圆对应扰动发生前后的电压波形。椭圆 S_2 对应一个不平衡的电压降落扰动,这一阶段的短半轴和长半轴分别为0.64和1,相应椭圆的旋转角度为 46° ;扰动类别为 C_c 型。椭圆 S_3 的短半轴和长半轴分别是0.21和0.85,相应椭圆的旋转角度为 72° ;扰动类型为 D_a 。

两个例子各个阶段的计算结果见表2。表2的第2列显示了多级电压扰动不同阶段;第3列到第5列分别用 V_a 、 V_b 和 V_c 表示,给出了三相电压相量的峰值大小;第6列及第7列分别显示计算出来的特征值;第8列为旋转角;第9列为扰动分类;第10列为扰动持续的时间。

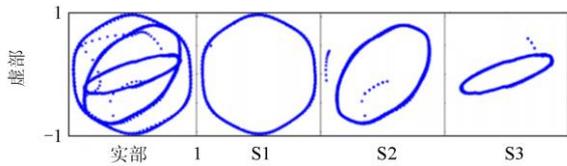


图7 多级电压暂降实例2 K-mean 聚类

Fig. 7 K-mean clustering of multi-stage voltage dip of Example 2

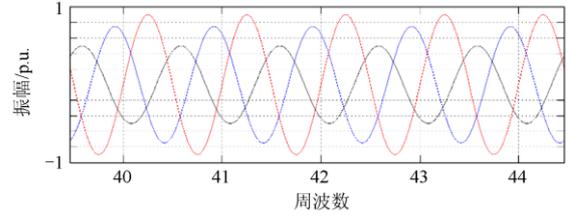


图8 实例1中第三阶段电压暂降特征

Fig. 8 Voltage dips feature of stage 3 of Example 1

表2 多级电压暂降扰动仿真计算结果

Table 2 Calculation results of multi-stage voltage dips

事例	阶段	V_a	V_b	V_c	短半轴	长半轴	ϕ	类别	时间
1	S1	1	1	1	1	1	0	—	—
1	S2	0.86	0.67	0.99	0.68	1	46	C_c	0.686 8
1	S3	0.39	0.68	0.9	0.36	0.99	88.5	D_a	0.27
1	S4	0.37	0.37	0.37	0.38	0.39	0	A	0.084 2
2	S1	0.99	0.99	0.99	1.01	1.01	0	—	—
2	S2	0.81	0.97	0.97	0.61	1	46	C_c	0.686 8
2	S3	0.79	0.65	0.65	0.21	0.85	72	D_a	0.27

4.3 考虑负载效应的对比实验

电压骤降期间由于感应电机负载电流的变化会导致三相电压的幅值下降和相位移动,通常采用对称分量法计算电能三相不平衡度。将本文所提方法与对称分量法进行对比,假设所有三相到中性点电压的负载效应相同:幅度下降15%,旋转 -20° 。各事件对应复数相量到中性点的电压如表3所示。两种方法的比较结果如表4所示。可以看出两种方法计算的长短半轴特性非常接近。在2号事件计算的短半轴标么值分别为0.43和0.4,两种方法判断的结果都为 C_a 类型。在4号事件中,两种方法计算的短半轴标么值分别为0.34和0.31,对称分量法由于受负载效应(相移)的影响将暂降类型误判为 D_c 型,而本文所提出的算法正确地将暂降类型判断为 C_a 型。比较结果表明对称分量法对负载效应(相移)较为敏感,对于伴随着相位跳变的电压暂降容易做出误判,本文提出的方法通过空间矢量在复平面上的轨迹提取椭圆参数,计算出电压相位角跳变值,能够迅速判别出电压暂降故障类型,对于负载效应有较强的鲁棒性。

表3 带负载效应的综合暂降

Table 3 Synthetic dips with load effects

编号	V_a	V_b	V_c
1	0.85	$-4.3-j0.37$	$-0.43+j0.37$
2	0.85	$-0.55-j0.35$	$-0.3+j0.35$
3	0.85	$-0.61-j0.32$	$-0.24+j0.32$
4	0.85	$-0.66-j0.28$	$-0.19+j0.28$

表4 带负载效应电压暂降扰动仿真计算结果
Table 4 Simulation calculation results of voltage dips
disturbance with load effect

编号	对称分量法			本文方法			类别
	短半轴	长半轴	类别	短半轴	长半轴	相位	
1	0.43	0.85	C _a	0.43	0.85	179	C _a
2	0.43	0.85	C _a	0.40	0.85	169	C _a
3	0.40	0.86	D _c	0.35	0.88	165	C _a
4	0.34	0.89	D _c	0.31	0.90	161	C _a

5 结论

本文提出了一种基于三相电压空间相量模型的可视化特征提取及分类方法。该方法为多级三相电压暂降扰动的识别与分类提供了一种客观、有效的辅助手段。所做的主要工作和相关结论如下：

(1) 采用空间相量模型，将三相电压时域波形数据转换为复平面内二维矩阵，在降低数据维度、减少模型计算量的同时，保留了三相电压信号的时域特性和扰动信息。

(2) 使用 K -均值算法，将电压暂降扰动聚类成平面内可视化的圆或椭圆，在直观识别电压暂降扰动的同时，避免了对动态过渡过程的检测，降低了错误识别的风险，使得该方法特别适用于多级电压暂降。

(3) 利用逻辑回归算法对每一个聚类的圆或椭圆进行特征提取与分类。分别进行了单一扰动和多级扰动识别的仿真实验，实验结果表明，所提方法可以有效地对 A、C_a、C_b、C_c、D_a、D_b、D_c 等七种电压暂降扰动进行识别。

参考文献

- [1] XU Y, WU Y, ZHANG M, et al. Sensitivity of programmable logic controllers to voltage sags[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(1): 2-10.
- [2] 张博, 唐钰政, 代双寅, 等. 供用电双方满意的电压暂降治理增值服务策略[J]. 中国电力, 2020, 53(11): 50-59.
ZHANG Bo, TANG Yuzheng, DAI Shuangyin, et al. Value-added service strategy of voltage sag governance for mutual satisfaction of power supply companies and power users[J]. Electric Power, 2020, 53(11): 50-59.
- [3] 胡长青, 曹爱民, 黄研利, 等. 基于实测数据的陕西电网电压暂降特征分布分析[J]. 智慧电力, 2020, 48(9): 69-74.
HU Changqing, CAO Aimin, HUANG Yanli, et al. Analysis of voltage sag characteristic distribution in Shaanxi power grid based on measured data[J]. Smart Power, 2020, 48(9): 69-74.
- [4] 汪颖, 王欢, 王昕. 一种基于改进灰色关联分析的电压暂降源识别方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(15): 1-7.
WANG Ying, WANG Huan, WANG Xin. A method of voltage sag source identification based on improved grey relational analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(15): 1-7.
- [5] 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.
- [6] 袁莉芬, 孙业胜, 何怡刚, 等. 基于小波包优选的模拟电路故障特征提取方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(1): 158-165.
YUAN Lifen, SUN Yesheng, HE Yigang, et al. Fault feature extraction method for analog circuit based on preferred wavelet packet[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 158-165.
- [7] 刘海涛, 叶筱怡, 吕干云, 等. 基于最优组合赋权改进 S 变换的电压暂降检测方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(15): 47-52.
LIU Haitao, YE Xiaoyi, LÜ Ganyun, et al. Modified S-transform of voltage sag detection method based on optimal combination weights[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(15): 47-52.
- [8] 曹玲芝, 刘俊飞, 郑晓婉. 基于 EEMD 的 HHT 在电能质量多扰动分类识别中的应用[J]. 电气技术, 2017(4): 66-70.
CAO Lingzhi, LIU Junfei, ZHENG Xiaowan. Classification and recognition of power quality multi-disturbance based on EEMD-HHT[J]. Electrical Engineering, 2017(4): 66-70.
- [9] 郭建龙, 刘善伟. 基于非同步 dq 坐标变换的电压暂降快速检测方法[J]. 浙江电力, 2021(2): 28-32.
GUO Jianlong, LIU Shanwei. A fast voltage SAG detection method based on asynchronous dq coordinate transformation[J]. Zhejiang Electric Power, 2021(2): 28-32.
- [10] 田芳, 周孝信, 史东宇, 等. 基于卷积神经网络的电力系统暂态稳定预防控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 1-8.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, et al. Power System transient stability prevention and control method based on convolutional neural network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 1-8.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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 Weinong, 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.
- [14] KARTHIKEYAN M, MALATHI V. Wavelet-support vector machine approach for classification of power quality disturbances[J]. International Journal of Recent Trends in Engineering, 2013, 1(3): 290-293.
- [15] 田振果, 傅成华, 吴浩, 等. 基于 HHT 的 PQD 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.
- [16] 王慧慧, 王萍, 刘涛, 等. 基于生长-修剪优化 RBF 神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电网技术, 2018, 42(8): 2408-2415.
WANG Huihui, WANG Ping, LIU Tao, et al. Power quality disturbance classification based on growing and pruning optimal RBF neural network[J]. Power System Technology, 2018, 42(8): 2408-2415.
- [17] 潘从茂, 李凤婷. 基于小波变换的暂态电能质量的检测与识别[J]. 电测与仪表, 2013, 50(11): 69-72.
PAN Congmao, LI Fengting. The detection and identification of transient power quality based on wavelet transform[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(11): 69-72.
- [18] 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.
- [19] 曹思扬, 戴朝华, 朱云芳, 等. 一种新的电能质量扰动信号压缩感知识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(3): 7-12.
CAO Siyang, DAI Chaohua, ZHU Yunfang, et al. A novel compressed sensing-based recognition method for power quality disturbance signals[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(3): 7-12.
- [20] 陈华丰, 张葛祥. 基于决策树和支持向量机的 PQD 识别[J]. 电网技术, 2013, 37(5): 1272-1278.
CHEN Huafeng, ZHANG Gexiang. Power quality disturbance identification using decision tree and support vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(5): 1272-1278.
- [21] BALOUJI E, SALOR O. Classification of power quality events using deep learning on event images[C] // 3rd International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (IPRIA), April 19-20, 2017, Shahrekord, Iran: 216-221.
- [22] 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.
- [23] 刘佳翰. 基于深度学习的电力信号分类算法研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2019.
LIU Jiahao. Research on power signal classification algorithms based on deep learning[D]. Nanchang: Nanchang University, 2019.
- [24] MAHELA O P, SHAIK A G, GUPTA N. A critical review of detection and classification of power quality events[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2015, 41: 495-505.
- [25] 刘黎志, 邓介一, 吴云韬. 基于 HBase 的多分类逻辑回归算法研究[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(10): 3007-3010.
LIU Lizhi, DENG Jieyi, WU Yuntao. Research on multi classification logistic regression based on HBase[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(10): 3007-3010.
- [26] MENSOU S, ESSADKI A, NASSER T, et al. A direct power control of a DFIG based-WECS during symmetrical voltage dips[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 36-47.

收稿日期: 2021-08-30; 修回日期: 2021-10-27

作者简介:

辛峰(1977—), 男, 副教授, 研究方向为控制理论与控制工程;

尤向阳(1980—), 男, 教授, 研究方向为电力电子与电力传动技术; E-mail: youxiyag@126.com

葛笑寒(1983—), 男, 副教授, 研究方向为电力电子技术。

(编辑 张爱琴)