

# 基于配电网的复合电压暂降源分类与识别新方法

李夏林<sup>1</sup>, 刘雅娟<sup>2</sup>, 朱武<sup>1</sup>

(1. 上海电力学院电子与信息工程学院, 上海 200090; 2. 国网郑州供电公司, 河南 郑州 450006)

**摘要:** 为了对配电网含有谐波情况下的复合电压暂降源进行分类与识别, 提出了一种基于特征值综合法的复合电压暂降源分类与识别新方法。首先根据不同复合电压暂降源所引起的电压暂降波形特征的不同, 定义三相电压不平衡度, 将含单相接地类的复合电压暂降源与感应电机启动和变压器投入相复合的电压暂降源进行区别。然后定义交叉不平衡度并结合二次谐波电压含量对含单相接地类故障中的各类复合电压暂降源进行区分。最后利用马氏距离与概率神经网络相结合的方法对各类复合电压暂降源的故障顺序进行识别, 进而形成完整的复合电压暂降源种类和故障顺序识别新方法。通过仿真实验对所提方法进行了验证, 结果表明该方法能够很好地对复合电压暂降源的种类和故障顺序进行分类识别, 且识别正确率高于 96%。此外, 所提出的分类方法还与 EMD 能谱熵和概率神经网络相结合的方法进行了对比分析, 对比结果表明, 所提方法的识别效果明显优于后者。

**关键词:** 复合电压暂降源; 不平衡度; 交叉不平衡度; 马氏距离; 概率神经网络

## A new method to classify and identify composite voltage sag sources in distribution network

LI Xialin<sup>1</sup>, LIU Yajuan<sup>2</sup>, ZHU Wu<sup>1</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;  
2. Zhengzhou Power Supply Company, Zhengzhou 450006, China)

**Abstract:** In order to classify the kinds and fault sequence of composite voltage sag sources in distribution network with harmonic, a new method to classify these composite voltage sag sources is proposed. Firstly, according to different voltage sag waveforms triggered by different types of voltage sag sources, the composite voltage sag sources containing single-phase grounding fault are classified from the composite voltage sag source consisted of transformers and induction motor. Then the intersection unbalanced degree and second-harmonic are employed to classify the composite voltage sag sources containing single-phase grounding fault. Additionally the fault sequence is classified through Mahalanobis distance and probability neural network, and a complete classification and identification method is formed. Finally, the proposed method is verified through simulation experiment, the results show that this method can well classify the kinds and fault sequence of composite voltage sag sources, and recognition accuracy is higher than 96%. In addition, the proposed method is compared with the method of the combination of EMD energy entropy and PNN, the comparison result shows that the accuracy of the proposed method is superior to the latter's.

This work is supported by Shanghai Municipal Education Commission Key Projects of Scientific Research and Innovation (No. 11ZZ173) and Local Colleges and Universities of Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan Ability Construction Projects (No. 10110502200 and No. 11510500900).

**Key words:** composite voltage sag sources; unbalanced degree; intersect unbalanced degree; Mahalanobis distance; probability neural network

## 0 引言

IEEE 标准中将电压暂降定义为供电系统中某

点电压的均方根值瞬间跌落至 0.1~0.9 p.u., 并且在持续半个周期至 1 min 的时间后恢复正常<sup>[1]</sup>。在实际电网中, 电压暂降形成的原因错综复杂, 且各类电压暂降的波形也不相同。通常情况下, 当电网中出现雷击或大功率设备启动等事件时, 均可引发电压暂降。电压暂降源可分为单一电压暂降源和复合电压暂降源。识别电压暂降源对于及时切除故障、

**基金项目:** 上海市教委科研创新重点项目 (11ZZ173); 上海市科技创新行动计划地方院校能力建设项目 (10110502200, 11510500900)

责任分配以及电压暂降的治理具有重要意义<sup>[2]</sup>。

目前, 研究者们对电压暂降源的识别大部分是针对单一电压暂降源的, 主要包含: 主成分分析约简<sup>[3]</sup>、HHT 和小波包能量谱结合<sup>[4]</sup>、Mamdani 型模糊推理<sup>[5]</sup>、标签传播半监督学习<sup>[6]</sup>、最小变异系数<sup>[7]</sup>、EMD 与 SVM 结合<sup>[8]</sup>、有效值与 FFT 结合<sup>[9]</sup>等方法。仅有文献[10]采用改进 S 变换的方法对复合电压暂降源进行识别, 但是该方法仅针对部分复合电压暂降源引起的电压暂降, 对于该文献中未提及的复合电压暂降源所引起的电压暂降的识别该方法并不一定适用, 并且该文献中复合电压暂降源的识别方法是基于理想配电网所提出的, 并未考虑实际配电网中的谐波。

基于上述分析, 为了满足复杂工况下对电压暂降源分类与识别的需求, 本文提出了一种配电网中含有谐波情况下的复合电压暂降源的分类识别新方法。首先根据三相电压暂降信号的综合特征值对复合电压暂降源进行初步分类; 然后利用马氏距离与概率神经网络对复合电压暂降源故障顺序进行识别; 最后通过仿真得到的大量数据验证了本文所提方法的有效性。

### 1 复合电压暂降源分析

根据单一电压暂降源的不同类别可以将复合电压暂降源分为多种类型, 考虑到实际情况下在接地类故障中单相接地故障发生的概率远大于另外两种接地类故障发生的概率, 因此本文仅研究以下几种类型的复合电压暂降: 接地类故障引起的多级电压暂降、单相接地与感应电动机启动的复合、变压器投入与单相接地的复合以及变压器投入与感应电动机启动的复合。

#### 1.1 多级电压暂降

导致多级电压暂降的原因之一是线路接地故障类型发生变化。例如: 线路发生单相接地故障时, 可能会因为故障点的电弧烧坏设备而转变成两相短路接地故障。由于线路接地故障类型变化导致的多级电压暂降波形如图 1 所示。

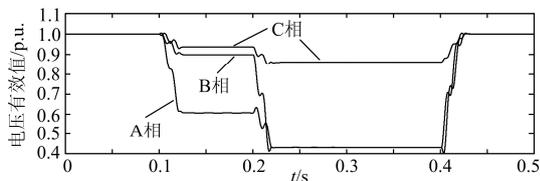


图 1 线路故障类型变化导致的多级电压暂降  
Fig. 1 Multistage voltage sag due to fault translation

#### 1.2 单相接地故障和感应电动机启动同时发生导致的复合电压暂降

电力系统的短路故障中单相接地短路发生的概率为 66%<sup>[11]</sup>, 若在发生单相接地故障的同时有感应电动机启动, 则会在监测点产生叠加的电压暂降。图 2 为单相接地故障和感应电机启动同时发生导致的电压暂降波形, 为方便下文分析在此记为 FM1。

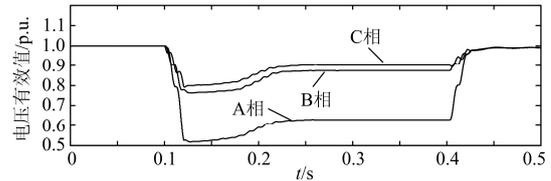


图 2 单相接地故障和感应电机启动同时发生导致电压暂降  
Fig. 2 Voltage sag due to single-phase ground fault and the starting induction motor simultaneously

#### 1.3 单相接地故障和变压器投入共同作用导致的复合电压暂降

同样, 若发生单相接地短路故障的同时或之前有变压器投入, 会在监测点产生叠加的电压暂降。图 3 和图 4 分别为单相接地故障和变压器投入同时发生、变压器投入先于单相接地故障导致的电压暂降波形, 为方便下文分析在此分别记为 FT1、FT2。

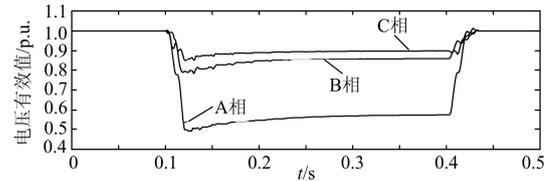


图 3 单相接地故障和变压器投入同时发生导致的电压暂降  
Fig. 3 Voltage sag due to single-phase ground fault and the transformer energization simultaneously

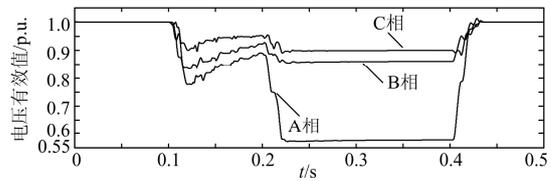


图 4 变压器投入先于单相接地故障导致的电压暂降  
Fig. 4 Voltage sag due to the transformer energization prior to single-phase ground fault

#### 1.4 感应电动机启动和变压器投入共同作用导致的复合电压暂降

当感应电动机和变压器同时或相继投入电网运行时也会在监测点产生叠加的电压暂降。图 5~图 7 分别为感应电动机启动和变压器投入同时发生、感应电动机启动先于变压器投入、变压器投入先于感

应电动机启动导致的电压暂降波形, 为方便下文分析在此分别记为 MT1、MT2、MT3。

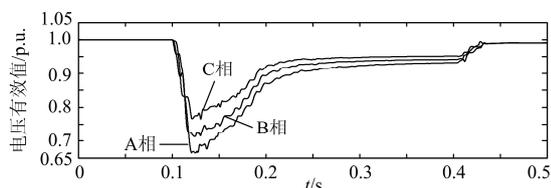


图5 感应电动机启动和变压器投入同时发生的电压暂降

Fig. 5 Voltage sag due to induction motor and transformer putting into operation simultaneously

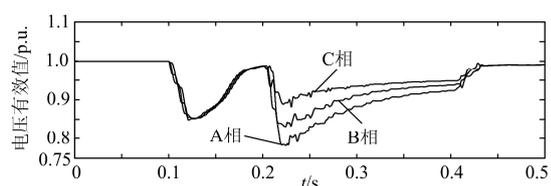


图6 感应电动机启动先于变压器投入导致的电压暂降  
Fig. 6 Voltage sag due to induction motor start prior to the transformer energization

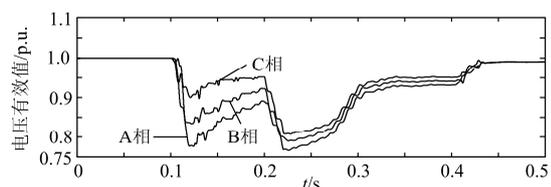


图7 变压器投入先于感应电动机启动导致的电压暂降  
Fig. 7 Voltage sag due to transformer energization prior to the starting induction motor

## 2 基于综合特征值的复合电压暂降源识别新方法

根据上述对四种类型的复合电压暂降源所引起的波形特征分析可以看出, 不同的复合电压暂降源所产生的电压暂降波形不同, 且对于同一种类的复合电压暂降源当单个电压暂降源发生的先后顺序不同时所引起的复合电压暂降波形也存在一定的差异。因此本节将根据复合电压暂降波形的特征首先将四种不同类型的电压暂降源区分开来, 然后再对同一种类型复合电压暂降源中单个暂降源发生的先后顺序进行识别, 最终形成一套完整的对复合电压暂降源进行分类与识别的新方法。

### 2.1 复合电压暂降源种类识别

(1) 对含单相接地类复合电压暂降源与感应电动机启动和变压器投入相复合的电压暂降源进行识别  
根据前面对复合电压暂降波形特征的分析可以

看出, 对于含单相接地故障的复合电压暂降波形, 在整个暂降时间段内存在其中一相的电压跌落程度远大于另外两相的情况, 而对于不含单相接地故障的复合电压暂降波形在整个故障时间段内三相电压的跌落程度相差较小, 因此可以根据这一特征将含单相接地故障的复合电压暂降源与不含单相接地故障的复合电压暂降源区分开来, 即将感应电动机启动和变压器投入相复合的电压暂降源从其他类型的复合电压暂降源中识别出来。

为便于对上述所分析的特征进行量化, 首先定义电压暂降时间段内的三相电压不平衡度: 各相电压信号与对应的正常电压信号相减之后取绝对值之和, 如式(1)所示。

$$F_u = \sum_{i=1}^N (|U_{\text{sagAp.u.}} - U_{\text{Cp.u.}}| + |U_{\text{sagBp.u.}} - U_{\text{Ap.u.}}| + |U_{\text{sagCp.u.}} - U_{\text{Bp.u.}}|) \quad (1)$$

式中:  $F_u$  为不平衡度;  $N$  为采样点数;  $U_{\text{sagAp.u.}}$ ,  $U_{\text{sagBp.u.}}$ ,  $U_{\text{sagCp.u.}}$ ,  $U_{\text{Ap.u.}}$ ,  $U_{\text{Bp.u.}}$ ,  $U_{\text{Cp.u.}}$  分别为复合电压暂降信号和正常电压信号各相有效值的标么值。

(2) 含单相接地复合暂降源中各种电压暂降源的识别

对于含有单相接地的复合电压暂降波形, 其中多级电压暂降波形先是其中一相电压降落, 另外两相波形保持平衡, 当发展成为两相接地短路后另外一相电压降落, 此时相当于接地的两相处于两相平衡状态, 因此发生两相接地前后保持平衡的两相电压发生了交叉互换, 而其他复合电压暂降波形均无此特征。因此可以将多级电压暂降源从含单相接地类故障中识别出来。

为便于分析定义电压交叉不平衡度, 以三相电压暂降信号中任意一相为参考, 另外两相分别与参考相相减, 然后求取两个差值的绝对值之和, 其表达式如式(2)所示。

$$F_{\text{iu}} = \left| \sum_{i=1}^N |U_{\text{sagAp.u.}} - U_{\text{sagBp.u.}}| + \sum_{i=1}^N |U_{\text{sagAp.u.}} - U_{\text{sagCp.u.}}| \right| \quad (2)$$

式中:  $F_{\text{iu}}$  为交叉不平衡度;  $N$  为采样点数。

对于含变压器投入类的复合电压暂降波形, 由于变压器励磁涌流的影响, 会使得系统中出现大量二次谐波。虽然本文采用的模型为含谐波的配电网模型, 但配电网系统中的背景谐波主要为奇次谐波, 因此不含变压器投入类的复合电压暂降波形中主要以工频为主<sup>[10]</sup>, 且谐波中不包含偶次谐波。而对于含变压器投入类的复合电压暂降波形, 将会含有大量的二次谐波。因此结合三相电压中二次谐波电压含量以及电压交叉不平衡度可以将含变压器投入类

的复合电压暂降源与含感应电机启动类的复合电压暂降源区别开来。

二次谐波电压含量：二次谐波电压有效值与基波电压有效值的比值。通过式(3)计算得到各类复合电压暂降源的二次谐波电压含量  $HRU_2$ 。

$$HRU_2 = \frac{U_2}{U_1} \times 100\% \quad (3)$$

式中： $U_2$  为二次谐波电压的有效值； $U_1$  为基波电压的有效值。

### 2.2 复合电压暂降源中单个暂降源发生先后顺序的识别

上节通过不平衡度、交叉不平衡度和二次谐波电压含量等特征进行综合实现了复合电压暂降源每种类型的识别。对于单相接地故障和感应电动机启动共同作用这类复合电压暂降只有两者同时发生这一种情况，不需要进一步对故障顺序进行识别。因此，本节将研究单相接地故障和变压器投入共同作用、感应电动机启动和变压器投入共同作用这两类复合电压暂降源中单个暂降源发生的先后顺序进行区分识别。

#### (1) 复合电压暂降信号的马氏距离

将单相接地故障和变压器投入共同作用以及感应电动机启动和变压器投入共同作用中因故障顺序不同导致的电压暂降波形进行对比分析可以看出，复合电压暂降源中故障顺序不同时，故障初始两个周期的电压信号存在明显的差异。另一方面，马氏距离表示复合电压暂降信号与正常电压信号两个样本集数据之间的协方差距离，能有效表示电压暂降信号与正常电压信号之间的相似度<sup>[12-13]</sup>。马氏距离不受量纲的影响，且很好地考虑了各种特性之间的联系，在复合电压暂降源故障顺序识别方面具有特征分析全面、准确度高等优点。因此，本文通过计算故障初始两个周期各类电压暂降信号与正常情况下电压信号之间的马氏距离来对复合暂降源的先后顺序进行识别。

假设复合电压暂降信号为  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，正常电压信号为  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ，那么  $X$  和  $Y$  之间的样本协方差为

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (4)$$

式中： $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i$ ； $\bar{y} = \sum_{i=1}^n y_i$ 。

则  $X$  和  $Y$  之间的马氏距离定义为

$$d_{MH}(X, Y) = \sqrt{(x_i - y_i)^T (x_i - y_i)} \quad (5)$$

式中所使用电压暂降信号均为采样所得的瞬时电压信号。

#### (2) 分类器的选取

概率神经网络<sup>[14]</sup>(probability neural network, PNN)具有模型固定、训练速度快、可输出 Bayes 后验概率等特点，是一种前向型神经网络，共有四层，其结构如图 8 所示。

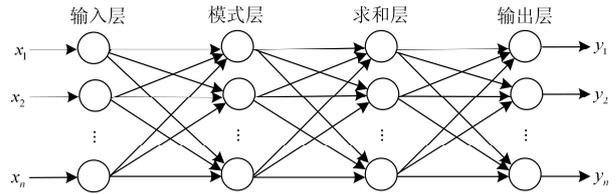


图 8 概率神经网络结构

Fig. 8 Structure of probability neural network

概率神经网络实质是一个分类器，将各类复合电压暂降的马氏距离输入概率神经网络，各类复合电压暂降信号的类别作为概率神经网络的输出，可以实现复合电压暂降源中故障顺序的分类识别。

根据前文对所提复合电压暂降源分类与识别方法的分析可以综合得到本文所提方法的具体实现流程图，如图 9 所示。

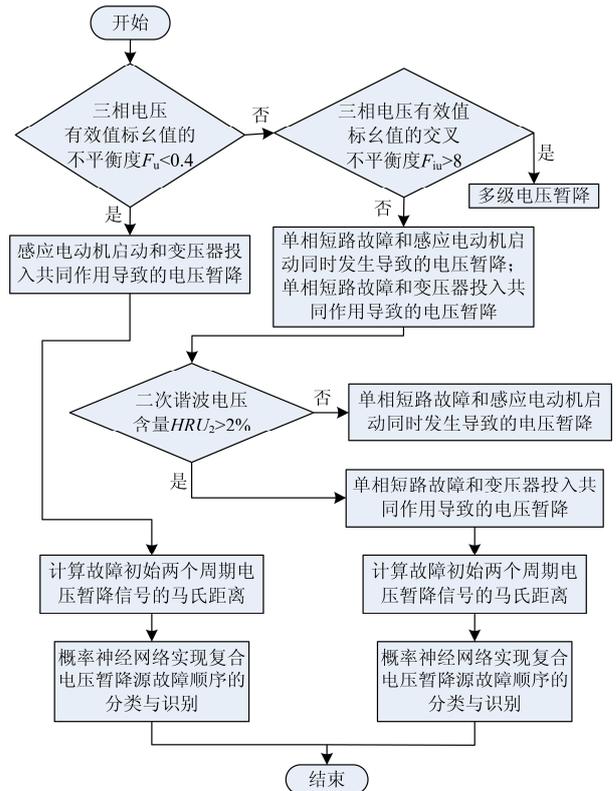


图 9 复合电压暂降源的分类识别流程图

Fig. 9 Flow chart of classification and identification of composite voltage sag sources in distribution network

### 3 仿真实验与结果分析

根据图 10 所示的配电网通用模型在 Matlab/Simulink 平台中搭建仿真模型, 模型中电源电压的基波幅值取 110 kV、频率为 50 Hz, 其中 3 次、5 次和 7 次谐波各含 5%, 9 次、11 次和 13 次谐波

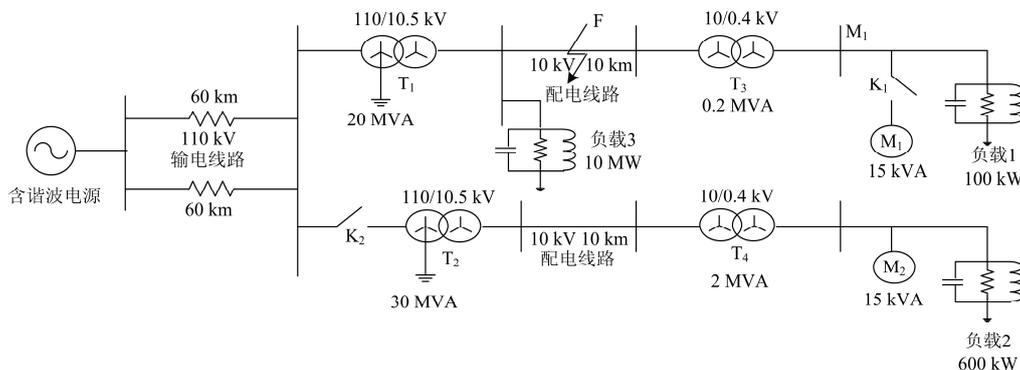


图 10 配电网模型

Fig. 10 Distribution system model

通过改变负荷大小、故障位置、变压器及感应电动机容量等参数, 每类复合电压暂降源各获得 50 组样本数据。

#### 3.1 复合电压暂降源种类识别的阈值设定

利用每组电压暂降的样本数据, 计算不平衡度、交叉不平衡度和二次谐波电压含量, 然后取均值, 分别如表 1、表 2、表 3 所示。

表 1 各类电压暂降信号的不平衡度  $F_u$

Table 1 Unbalanced degree of different kinds of voltage sag signals

故障类型	$F_u$
多级电压暂降	2.371 0
FM1	1.648 1
FT1	2.021 7
FT2	1.490 7
MT1	<b>0.276 0</b>
MT2	<b>0.251 8</b>
MT3	<b>0.300 5</b>

从表 1 中可以看出, 感应电动机启动和变压器投入共同作用时不平衡度比其他几类复合电压暂降源的不平衡度小很多, 因此可以得出以下判据:

当  $F_u < 0.4$  时, 电压暂降是由感应电动机启动和变压器投入共同作用导致的;

当  $F_u \geq 0.4$  时, 电压暂降是由多级电压暂降或单相接地故障和感应电动机启动同时发生或单相接地故障和变压器投入共同作用导致的。

从表 2 中可以看出, 多级电压暂降信号的交叉

各含 2%。电压等级配置为 110/10.5/0.38 kV; 线路上 F 表示故障点;  $M_1$  为监测点; K1, K2 表示三相开关; 负载附近的 M 为感应电机( $M_1$ ,  $M_2$  的容量均为 15 kVA); 变压器  $T_1$  和  $T_2$  的接线方式均为 Yn/Y 型,  $T_3$  和  $T_4$  的接线方式均为 Y/Y 型, 并且  $T_2$  考虑了铁芯饱和特性。

不平衡度明显高于其余几类复合电压暂降源的, 因此可以得出以下判据:

当  $F_{iu} > 8$  时, 电压暂降种类为多级电压暂降;

当  $F_{iu} \leq 8$  时, 电压暂降是由单相接地故障和感应电动机启动同时发生或者单相接地故障和变压器投入共同作用导致的。

表 2 各类电压暂降信号的交叉不平衡度

Table 2 Intersect unbalanced degree of different kinds of voltage sag signals

故障类型	$F_{iu}$
多级电压暂降	<b>8.863 8</b>
FM1	0.942 6
FT1	1.407 7
FT2	1.316 4

表 3 各类电压暂降信号的二次谐波电压含量  $HRU_2$

Table 3  $HRU_2$  of different kinds of voltage sag signals

故障类型	$HRU_2$
FM1	<b>0.03%</b>
FT1	17.68%
FT2	18.98%

由表 3 可知: 单相接地故障和感应电动机启动同时发生时, 二次谐波电压含量很低; 单相接地故障和变压器投入共同作用时, 二次谐波电压含量较高。因此, 关于二次谐波电压含量  $HRU_2$  可以得出以下判据:

当  $HRU_2 > 2\%$  时, 电压暂降由单相接地故障和

变压器投入共同作用导致的;

当  $HRU_2 \leq 2\%$  时, 电压暂降是由单相接地故障和感应电动机启动同时发生导致的。

通过三相电压的不平衡度、交叉不平衡度和二次谐波电压含量这些特征值综合实现了复合电压暂降源种类的识别。

### 3.2 复合电压暂降源故障顺序的识别

#### (1) 复合电压暂降信号的马氏距离分析

利用每组样本数据, 计算各类复合电压暂降信号的马氏距离, 并取平均值, 分别如表 4 和表 5 所示。

表 4 单相接地短路故障和变压器投入共同作用时的马氏距离

Table 4 Mahalanobis distance of single-phase ground fault and the transformer energization together

故障类型	A 相	B 相	C 相
FT1	14.357 9	6.500 5	5.470 2
FT2	6.415 0	5.533 8	4.779 0

从表 4 中可以看出:

a) FT1 类的马氏距离, A 相的马氏距离明显大于 B 相和 C 相, B 相稍微大于 C 相, 这与图 3 中故障初始两个周期电压暂降波形相一致, 由于该类电压暂降是单相接地故障和变压器投入同时发生时的情况, 就故障初始两个周期而言, 电压暂降比变压器投入先于单相接地故障严重, 并且暂降深度较大。

b) FT2 类三三相的马氏距离比 FT1 类小, 且三相相差很小, 这与 FT2 类的故障初始两个周期的暂降深度相对较小, 且三相变化基本一致。

表 5 感应电动机启动和变压器投入共同作用时的马氏距离  
Table 5 Mahalanobis distance of the starting induction motor and the transformer energization together

故障类型	A 相	B 相	C 相
MT1	8.486 6	7.638 0	6.651 9
MT2	5.555 1	5.496 0	5.422 2
MT3	6.128 7	5.613 0	4.856 5

从表 5 中可以看出:

a) MT2 类的马氏距离最小, 且三相值基本一致, 这与图 6 中故障初始两个周期该类电压暂降深度最小, 且三相幅值相同。

b) MT1 类的马氏距离最大, A 相>B 相>C 相, 这与图 5 中故障初始两个周期该类电压暂降信号幅值变化相一致, 由于该类电压暂降是感应电动机启动和变压器投入同时发生时的情况, 就故障初始两个周期而言, 是三类电压暂降中最严重的, 暂降深

度最大的, 因此各相的马氏距离是三类之中最大的。

c) MT3 类的马氏距离大小介于其他两类故障之间, 各相值的规律与 MT1 相似, 但是值明显小于 MT1 类的, 与图 7 中故障初始两个周期电压暂降深度明显小于图 5 相一致。

因此, 单相接地故障和变压器投入共同作用、感应电动机启动和变压器投入共同作用中故障顺序不同时电压暂降信号的马氏距离有较大的差异, 可以作为表征各故障顺序不同时电压暂降信号的一个特征。

#### (2) 概率神经网络实现复合电压暂降源故障顺序的识别

概率神经网络(PNN)可直接由 Matlab 提供的函数  $net=newpnn(P, T, S)$  来创建, 其中:  $P$  为输入向量,  $T$  为目标向量,  $S$  为扩展参数。

对于单相接地故障和变压器投入共同作用导致的复合电压暂降源中故障顺序的识别, FT1 类和 FT2 类复合电压暂降各取 50 组, 共 100 组样本数据, 对 PNN 进行扩展训练(参数  $S$  取 0.01), 用另外的 100 组数据对训练后的 PNN 进行测试, 识别结果如表 6 所示。

表 6 单相接地故障和变压器投入共同作用时故障顺序识别结果

Table 6 Classification results of the fault sequences of single-phase ground fault and the transformer energization

故障类型	训练样本数	测试样本数	识别结果	识别正确率
FT1	50	50	50	100%
FT2	50	50	49	98%

对于感应电动机启动和变压器投入共同作用导致的复合电压暂降源中故障顺序的识别, MT1 类、MT2 类和 MT3 类复合电压暂降各取 50 组, 共 150 组样本数据, 对 PNN 进行扩展训练(参数  $S$  取 0.01), 用另外的 150 组数据对训练后的 PNN 进行测试, 识别结果如表 7 所示。

表 7 感应电动机启动和变压器投入共同作用时故障顺序识别结果

Table 7 Classification results of the fault sequences of induction motor and transformer putting into operation

故障类型	训练样本数	测试样本数	识别结果	正确率
MT1	50	50	50	100%
MT2	50	50	49	98%
MT3	50	50	48	96%

由表 6 和表 7 的识别结果可知, 马氏距离与概

率神经网络结合, 能很好地实现复合电压暂降源故障顺序的识别, 且识别正确率高于 96%。

## 4 对比方法分析

为了突出本文所提识别方法的优越性, 此处用 EMD 能谱熵和 PNN 相结合的方法进行对比分析, 具体如下文所述。

### 4.1 电压暂降信号的 EMD 分解

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)通过一定的方法将信号进行分解, 得到一系列固有模态函数 IMF (Intrinsic Mode Function)。IMF 分量必须满足: (1) 在任何时间点上, 由局部极大值点形成的包络线和由局部极小值点形成的包络线的平均值为 0; (2) 极值点数与零点相同, 或两者最多相差 1<sup>[15]</sup>。对本文所分析的各类复合电压暂降波形进行分解之后, 各个 IMF 分量满足这两个约束条件, 因此可以用 EMD 对电压暂降信号进行分解。

电压暂降信号的经验模态分解(EMD)过程如下。

① 找出电压暂降信号  $s(t)$  的所有极值点, 并用 Spline 函数分别拟合成电压暂降信号的上下包络线; 求出上下包络线的均值, 得到均值包络线  $m_1(t)$ , 将信号  $s(t)$  减去均值  $m_1(t)$ , 得到新的时间序列  $h_1(t)$ 。

$$h_1(t) = s(t) - m_1(t) \quad (6)$$

若  $h_1(t)$  满足 IMF 的以上两个条件, 那么  $h_1(t)$  就是电压暂降信号  $s(t)$  的第一阶 IMF 分量。

② 通常情况下,  $h_1(t)$  不可能是一个稳定数据序列, 因此要重复以上分解步骤。重复以上处理过程  $k$  次, 直至取得的均值包络趋近于 0, 获得第一个 IMF 分量, 记为  $c_1(t)$ , 同时  $c_1(t)$  也是经 EMD 分解获得的最高频率分量。

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)} - m_{1k}(t) \quad (7)$$

$$h_{1k}(t) = c_1(t) \quad (8)$$

③ 从电压暂降信号  $s(t)$  里面把高频成分  $c_1(t)$  分离出来, 获得新的时间序列  $r_1(t) = s(t) - c_1(t)$ , 把  $r_1(t)$  当作新的时间序列, 重复进行上述操作, 分别取得分量  $c_1(t), c_2(t), c_3(t), c_4(t), \dots, c_n(t)$ 。

$$\begin{cases} r_2(t) = r_1(t) - c_2(t) \\ r_n(t) = r_{n-1}(t) - c_n(t) \end{cases} \quad (9)$$

当  $r_n(t)$  是单调函数时, 分解过程终止, 此时电压暂降信号  $s(t)$  可用式(10)表示。

$$s(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (10)$$

式中:  $c_1(t), c_2(t), c_3(t), c_4(t), \dots, c_n(t)$  是电压暂降信号  $s(t)$  分解得到的一系列固有模态函数, 代表电压暂降信号在不同频段的频率成分, 是从高频到

低频不断变化的, 准确突出了信号的局部特征;  $r_n(t)$  是残余函数, 表征电压暂降信号变化的大致趋势。

### 4.2 电压暂降信号的 EMD 能谱熵计算

将各类复合电压暂降信号进行分解后得出, 各类复合电压暂降信号各 EMD 分解结果存在明显的差异性, 为了对此差异性进行量化, 在此提出了 EMD 能谱熵的概念, 对各类复合电压暂降信号的复杂程度进行描述。

设  $E_1, E_2, \dots, E_n$  是电压暂降信号  $s(t)$  经 EMD 分解得到的每个 IMF 分量的能量, 且  $\sum_{i=1}^n E_i = E$ 。设  $p_i = E_i/E$ , 则  $\sum_{i=1}^n p_i = 1$ , 对应的电压暂降信号的 EMD 能谱熵定义为

$$H = -\sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (11)$$

EMD 能谱熵从能量角度对各个 IMF 分量进行分析, 能够对各个 IMF 分量的复杂程度进行量化, 进而对各类复合电压暂降信号的复杂程度进行量化, 因此, 可以利用 EMD 能谱熵来对不同复合电压暂降源引起的电压波形特征进行量化。

### 4.3 电压暂降信号的 EMD 能谱熵的提取和分析

对于各类复合电压暂降, 分别在不同负荷、不同故障位置、不同故障起止时刻、不同感应电动机容量以及不同变压器容量的情况下, 获取各 100 组复合电压暂降信号, 而后计算各类的 EMD 能谱熵值取均值, 如表 8 所示。

表 8 各类复合电压暂降信号的 EMD 能谱熵值

Table 8 EMD energy entropy of composite voltage signals

复合电压暂降源种类	$H_A$	$H_B$	$H_C$
多级电压暂降	1.476 9	1.429 1	1.384 7
FM1	1.065 6	0.859 6	0.721 6
FT1	1.167 5	1.352 1	1.401 5
FT2	1.283 7	1.318 9	1.233 7
MT1	1.312 6	1.280 1	1.365 8
MT2	1.205 9	1.281 8	1.193 6
MT3	1.295 2	1.421 6	1.225 8

从表 8 中可以看出:

a) 多级电压暂降。A、B 两相电压暂降信号的 EMD 能谱熵均比其余六类复合电压暂降源导致的电压暂降信号 A、B 两相的 EMD 能谱熵值大。

b) 单相接地故障和感应电动机启动同时发生导致的电压暂降(FM1)。三相电压暂降信号的 EMD 能谱熵均小于其余六类复合电压暂降源导致的三相电压暂降信号的 EMD 能谱熵值。

c) 单相接地故障和变压器投入同时发生导致的电压暂降(FT1)。三相电压暂降信号的 EMD 能谱

熵值明显有 A 相<B 相<C 相, 而其余六类复合电压暂降信号没有此明显特征。

d) 感应电动机启动和变压器投入同时发生导致的电压暂降(MT1)。三相电压暂降信号的 EMD 能谱熵值明显有 C 相<A 相<B 相, 而其余六类复合电压暂降信号没有此明显特征。

e) 对于变压器投入先于单相接地故障导致的电压暂降(FT2), 感应电动机启动先于变压器投入导致的电压暂降(MT2), 变压器投入先于感应电动机导致的电压暂降(MT3)这三类复合电压暂降源各相的 EMD 能谱熵, 均有 B 相>A 相>C 相, 但是各类复合电压暂降信号 EMD 能谱熵值有 MT3>FT2> MT2。

经过上述分析可以得出, 以上七类复合电压暂降源导致的复合电压暂降信号的 EMD 能谱熵值存在差异, 因此, 可以用 EMD 能谱熵来表征各类复合电压暂降信号, 将其作为 PNN 的输入特征向量实现复合电压暂降源的分类与识别。

#### 4.4 PNN 实现复合电压暂降源种类的分类与识别

各类复合电压暂降信号的 EMD 能谱熵各取 50 组共 350 组数据, 对 PNN 进行扩展训练(参数 S 取 0.01), 用另外的 350 组数据对训练后的 PNN 进行测试, 识别结果如表 9 所示。

表 9 各类复合电压暂降源识别结果  
Table 9 Classification results of composite voltage sag sources

复合电压暂降源种类	训练样本数	测试样本数	识别结果	正确率
多级电压暂降	50	50	8	16%
FM1	50	50	39	78%
FT1	50	50	13	26%
FT2	50	50	17	34%
MT1	50	50	10	20%
MT2	50	50	13	26%
MT3	50	50	9	18%

由表 9 的识别结果可知, 用 EMD 能谱熵和 PNN 相结合对七类复合电压暂降源进行分类与识别, 仅对单相接地故障和感应电动机启动同时发生导致的电压暂降(FM1)识别正确率较高, 其余六类的识别正确率都很低, 因此该分类识别方法不能有效地实现复合电压暂降源的分类与识别。

## 5 结论

本文针对配电网中含有谐波情况下复合暂降源的分类识别问题, 根据三相电压有效值的不平衡度、交叉不平衡度和二次谐波电压含量, 实现复合电压

暂降源的初步分类识别; 用马氏距离与概率神经网络相结合的方法, 实现复合电压暂降源故障顺序的识别。最后通过仿真实验, 合理地设置了各个特征值的阈值, 并验证了马氏距离与概率神经网络结合对复合电压暂降源故障顺序的识别的有效性, 且识别正确率高于 96%。此外, 本文所提出的分类方法还与 EMD 能谱熵和概率神经网络相结合的方法进行了对比分析, 结果表明, 本文所提方法的识别效果明显优于后者。

### 参考文献

[1] 肖助力, 龚仁喜, 陈双. 一种改进不完全 S 变换的电压暂降检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(9): 62-68.  
XIAO Zhuli, GONG Renxi, CHEN Shuang. Detection of voltage sag by a modified incomplete S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(9): 62-68.

[2] 赵莹, 赵川, 叶华, 等. 应用主成分分析约简电压暂降扰动源识别特征的方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(13): 105-110.  
ZHAO Ying, ZHAO Chuan, YE Hua, et al. Method to reduce identification feature of different voltage sag disturbance source based on principal component analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(13): 105-110.

[3] 黄小庆, 曹阳, 吴卫良, 等. 考虑电压暂降指标的电压协调控制方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 147-154.  
HUANG Xiaoqing, CAO Yang, WU Weiliang, et al. Research on voltage coordination control method considering voltage sag index[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 147-154.

[4] 祁博, 邹金慧, 范玉刚, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换和小波包能量谱的电压暂降源识别[J]. 中国电力, 2013, 46(8): 112-117.  
QI Bo, ZOU Jinhui, FAN Yugang, et al. Identification of voltage sag source based on Hilbert-Huang transform and wavelet packet energy spectrum[J]. Electric Power, 2013, 46(8): 112-117.

[5] 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(自然科学版), 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 (Natural Science Edition), 2010, 37(2): 43-48.

[6] 王世旭, 吕干云. 基于标签传播半监督学习的电压暂降源识别[J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 25(4):

- 34-38.  
WANG Shixu, LÜ Ganyun. Voltage sag sources identification based on label propagation semi-supervised learning[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2013, 25(4): 34-38.
- [7] 曲广龙, 杨洪耕. 基于最小变异系数的配电网电压暂降源模型识别方法[J]. 电工电能新技术, 2012, 31(4): 43-47.  
QU Guanglong, YANG Honggeng. Fault location of distribution network based on minimal coefficient of variation using identifying model[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2012, 31(4): 43-47.
- [8] 祁博, 邹金慧, 范玉刚, 等. 基于 EMD-SVM 的化工厂配电网电压暂降源识别[J]. 计算机与应用化学, 2014, 31(9): 1114-1118.  
QI Bo, ZOU Jinhui, FAN Yugang, et al. Identification of voltage sags source in chemical plant distribution system based on EMD-SVM[J]. Computers and Applied Chemistry, 2014, 31(9): 1114-1118.
- [9] 魏荣进. 电压暂降检测与扰动源辨识方法的分析与研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2012.  
WEI Rongjin. Analysis and research on the method to detect voltage sags and recognize its disturbance sources[D]. Changsha: Hunan University, 2012.
- [10] 陈丽, 王硕, 孔维功. 基于改进 S 变换的复合电压暂降源识别特征分析[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(4): 27-33.  
CHEN Li, WANG Shuo, KONG Weigong. Method to identify composite voltage sag disturbance sources based on generalized S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(4): 27-33.
- [11] 程浩忠, 吕干云, 周荔丹, 等. 电能质量监测与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2012: 148-149.
- [12] TODESCHINI R, BALLABIO D, CONSONNI V, et al. Locally centred Mahalanobis distance: a new distance measure with salient features towards outlier detection[J]. Analytica Chimica Acta, 2013, 787(13): 1-9.
- [13] 辛龙, 周越文, 孔庆春, 等. 基于马氏距离的航空装备故障预测研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(7): 2052-2058.  
XIN Long, ZHOU Yuewen, KONG Qingchun, et al. Study on aerial equipment failure forecast based on Mahalanobis distance[J]. Computer Measurement & Control, 2014, 22(7): 2052-2058.
- [14] 苑津莎, 尚海昆. 基于主成分分析和概率神经网络的变压器局部放电模式识别[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(6): 27-31.  
YUAN Jinsha, SHANG Haikun. Pattern recognition based on principal component analysis and probabilistic neural networks for partial discharge of power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(6): 27-31.
- [15] 祁博, 邹金慧, 范玉刚, 等. 基于 EMD-SVM 的化工厂配电网电压暂降源识别[J]. 计算机与应用化学, 2014, 31(9): 1114-1118.  
QI Bo, ZOU Jinhui, FAN Yugang, et al. Identification of voltage sag source in chemical plant distribution system based on EMD-SVM[J]. Computers and Applied Chemistry, 2014, 31(9): 1114-1118.

收稿日期: 2016-01-24; 修回日期: 2016-06-16

作者简介:

李夏林(1991-), 女, 通信作者, 在读硕士, 主要研究方向为电能质量检测, 超声电源; E-mail: lixialin2013@163.com

刘雅娟(1990-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电力系统电能质量分析; E-mail: liuyajuan725@163.com

朱武(1969-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为检测技术、电能治理和电磁兼容技术。E-mail: zjmzwzsy@126.com

(编辑 魏小丽)