

DOI: 10.7667/PSPC160647

基于概率预测与谐波潮流的配电网谐波源识别方法

吴健¹, 吴奎华¹, 冯亮¹, 杨波¹, 王建², 张晓磊³, 杜鹏³

(1. 国网山东省电力公司经济技术研究院, 山东 济南 250021; 2. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 山东 济南 250002; 3. 国网山东省电力公司, 山东 济南 250001)

摘要: 为解决配电网中谐波源的位置和数量的信息不明确的问题, 提出了一种谐波源识别方法。该方法首先采用灵敏度指数对谐波测量装置的选址进行优化, 然后采用基于遗传算法优化的支持向量机概率预测算法对母线含有谐波源的概率进行计算, 最后使用谐波潮流对识别结果进行验证和进一步的分析。为评估该方法的可靠性和有效性, 该方法在 IEEE-13 节点系统上进行了仿真分析。仿真结果说明了算法的有效性。

关键词: 谐波源辨识; 遗传算法; 支持向量机; 概率预测

Harmonic sources identification method in distribution network based on probability forecasting and harmonic power flow

WU Jian¹, WU Kuihua¹, FENG Liang¹, YANG Bo¹, WANG Jian², ZHANG Xiaolei³, DU Peng³

(1. Economic & Technology Research Institute State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250021, China;
2. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250002, China;
3. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China)

Abstract: Harmonic sources identification is needed when the information about the positions and number of harmonic sources in the network is insufficient. To solve this problem, a harmonic sources identification method is proposed. Sensitivity index is used firstly for the optimal placement of harmonic measurement devices. Then a method based on genetic algorithm (GA) and support vector machine (SVM) is used to classify the buses as suspected and non-suspected ones. GA is used for parameters optimization for SVM models. At last, harmonic power flow is performed to examine the accuracy of the predicted locations. To evaluate its reliability and effectiveness, the proposed method is applied to the modified IEEE 13-bus system. The evaluation results are very promising.

This work is supported by Science and Technology Program of State Grid Shandong Electric Power Company (No. 520625150002).

Key words: harmonic sources identification; genetic algorithm; support vector machine; probability forecasting

0 引言

随着智能电网、可再生能源^[1]以及电动汽车^[2]的发展, 配电网中出现了大量的整流逆变装置等电力电子器件, 非线性设备在消费负荷中占的比例越来越高^[3]。由此造成了大量的谐波电流注入配电系统, 进而会引起电能质量下降、保护装置误动作、线路过热等问题^[4]。因此, 对电网中的谐波源进行治理和消除, 对于电网的安全、经济运行提高能源的利用效率有着重要的作用^[5]。

谐波源的定位和定量分析是对谐波源进行治理和消除的前提。定位分析即对谐波源所在的母线位置进行识别, 定量分析即计算谐波源注入电网的谐波电流。通过对谐波源进行定量和定位, 可以明确谐波责任的划分, 从而有利于提高电能质量, 减少对电能质量敏感的用户损失^[6]。

目前, 对谐波源进行定位的方法主要有谐波功率方向法、谐波阻抗法、谐波状态估计法和基于数据挖掘的算法等。谐波功率方向法通过对谐波功率的流向进行计算, 从而判断谐波源所在位置^[7-8]。谐波阻抗法通过对系统侧和用户侧的谐波阻抗的测量来判断谐波源的位置^[9-10]。谐波状态估计法通过对

量测量和状态量的选取, 来对谐波源的位置进行计算^[11-12]。基于数据挖掘的方法从大量的电能监测数据中提取出潜在的有用的信息, 并由此判断谐波源的位置^[13]。文献[14]通过移动窗数据处理方式计算公共连接点电压与各负荷支路电流的最大相关系数, 并由此评价电压与电流波形相似度, 从而识别网络中的谐波源。文献[15]提出了一种基于多种判据进行组合的谐波源识别方法, 在对有功功率符号进行分析的同时将无功功率与有功功率之比作为参考, 增强了识别的稳健性。文献[16]提出了一种应用加强的偏小二乘回归的谐波源识别算法, 利用偏小二乘回归来估算系统谐波阻抗, 达到识别谐波源定位的目的。为了准确辨识和定位主谐波源, 文献[17]提出了一种基于谐波有功功率贡献量的方法, 综合考虑谐波电压和谐波电流的影响, 克服了使用谐波电压贡献量或谐波电流贡献量进行主谐波源定位时存在的局限性。文献[18]针对复杂配电网中缺少有效划分非线性负荷谐波污染责任和不能准确确定主谐波源位置的状况, 提出了一种基于信息熵的多谐波源定位方法, 根据互信息值的大小来确定主谐波源位置。

基于数据挖掘的谐波源识别算法可以对海量的数据进行处理分析, 得到了广泛的应用。但是该方法是一种基于数据模型的方法, 不进行谐波潮流计算, 其有效性依赖于高质量的量测数据, 而且对多谐波源的情况识别效果有限。为解决这一问题, 本文提出了概率预测与精确谐波潮流计算相结合的方法。该方法对基于数据挖掘的谐波识别算法进行了改进, 通过概率预测, 对量测数据中所包含的信息进行识别, 并保留了不确定的信息, 然后采用精确的谐波潮流计算对概率预测的结果进行进一步的分析。该方法具有数据挖掘可以处理海量数据的优点, 同时提高了谐波源识别的精确性。其首先采用灵敏度指数的方法, 用来确定谐波测量装置最优放置位置。然后采用基于遗传算法优化的支持向量机概率估计算法来对谐波源进行识别, 最后采用谐波潮流计算来对识别的结果进行验证, 并对谐波注入电流进行定量计算。

1 谐波测量装置的选址

1.1 系统模型

本文提出的谐波识别方法假设系统模型满足以下条件:

(1) 假设采用的测量装置可以同时采集所在母线的指定谐波频率, 且测量误差都在标准允许的范围以内。

(2) 忽略变压器励磁支路的影响^[19]。

(3) 非谐波源母线注入网络的谐波电流为 0。

网络中的线路模型采用 π 模型, 常规负荷采用给定功率和频率下的定常等值阻抗参数模型。

配电网中的非线性元件用图 1 所示的电流源模型表示。因此, 谐波源识别问题也即注入的谐波电流的识别问题。

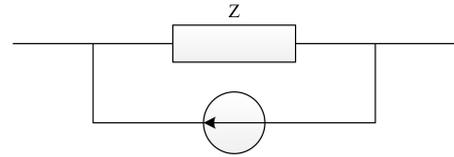


图 1 非线性负荷模型

Fig. 1 Nonlinear load model

1.2 灵敏度指数方法

对于第 h 个谐波源, 节点谐波电压和谐波注入电流的关系为

$$\mathbf{I}^h = \mathbf{Y}^h \mathbf{V}^h \quad (1)$$

式中: \mathbf{Y}^h 是 h 次谐波的系统导纳矩阵; \mathbf{I}^h 是 h 次谐波的系统注入电流矢量; \mathbf{V}^h 是对应的 h 次谐波电压向量。

对于只有一个谐波源的情况, h 次谐波注入电流 I_i^h 与 h 次谐波电压 V_j^h 的关系为

$$V_j^h = (1/|\mathbf{Y}^h|) H_{ij}^h I_i^h \quad (2)$$

式中, H_{ij}^h 是谐波导纳矩阵 \mathbf{Y}^h 中第 i 行第 j 列元素的代数余子式的行列式。

定义 w_{ij}^h 为母线 j 的电压随节点 i 处 h 次谐波注入电流变化的灵敏度指数, 其表达式为

$$w_{ij}^h = \frac{\partial V_j^h}{\partial I_i^h} = (1/|\mathbf{Y}^h|) H_{ij}^h \quad (3)$$

然后, 考虑整个配电网, 节点 j 对于整个网络的灵敏度指数可以写为

$$S_j = \sum_{i \in N} |w_{ij}^h| \quad (4)$$

谐波灵敏度指数反映了节点处的谐波源对整个系统的总体影响。具有较高灵敏度指数的母线对系统的谐波畸变的影响也较大。因此, 优先在较高灵敏度指数的母线处安装谐波测量装置, 可以在测量装置有限的情况下获得准确度更高的谐波状态估计。

2 谐波源识别算法

为了能够准确地对谐波源进行识别, 本文通过系统仿真搭建实验模型并采集谐波数据, 然后采用

了基于遗传算法优化的支持向量机概率估计算法来对谐波源进行概率估计,最后采用谐波潮流计算来对概率预测的结果进行验证,并对谐波注入电流进行定量计算。

2.1 数据采集和预处理

为了训练谐波源的概率估计模型,首先要通过谐波潮流仿真来构建谐波源母线的输入-输出训练数据。其中,每个训练数据由特征和标记组成。对谐波测量装置的选址进行优化之后,将 h 阶带有可变大小和相角的单个谐波电流注入配电网,并测量节点处的 h 阶谐波电压,将其作为训练数据的特征。谐波源母线的标记为0或1,其中,1表示所在母线含有谐波源,0表示所在母线不包含谐波源。通过变换谐波源的所在位置,可以获得单个谐波源的更多的训练数据。多个谐波源的谐波数据可以通过电路叠加定理计算得到。

为了测试本文所提出的算法的准确性,采集得到的数据被随机地分为两部分,其中,80%作为训练数据对模型进行训练,其余的用作测试数据。

此外,为了避免数据的各个特征的尺度的不同对模型的影响,还要对数据进行尺度变换,即将每个特征的变化范围归一化到[0,1]。

定义 f_{\min}^i 和 f_{\max}^i 分别为第 i 个特征的最小和最大值, X 和 X^* 分别为原始数值和归一化之后的值。归一化的公式为

$$X^* = (X - f_{\min}^i) / (f_{\max}^i - f_{\min}^i) \quad (5)$$

2.2 谐波源概率估计算法

在实际的配电网中,因为测量误差、各种环境噪声的影响,使采集到的数据带有一定的随机性,进而会影响到模型的准确性。对此,本文构建了一种概率估计模型,除了对母线是否为谐波源进行估计外,还对它们的概率进行估计。该模型以支持向量机为基础,通过sigmoid函数,将SVM的分类输出变换为概率输出,并使用遗传算法(GA)对SVM的参数进行优化^[20]。

SVM首先作为一种用于数据分类的算法被提出^[21]。给定训练数据 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l$, SVM寻找式(6)所示优化问题的最优解:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, ϕ 为核函数,用于将训练数据映射到线性可分的高维空间。

通过求解式(6),可以得到一个超平面。超平面

的两侧分别为不同的类别,从而得到对训练数据的分类结果。

通过引入sigmoid函数,首先计算各个训练数据到超平面的距离 z ,然后可以将此距离转化为对数据的概率 p 的估计:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (7)$$

SVM通过核函数的变换,可以将数据由非线性可分问题转换为线性可分问题。因此,核函数的选择对模型的准确度有着很大的影响。为了选择最优的核函数,本文采用GA算法对核函数的参数进行寻优。用GA算法中的每条基因来表示一个SVM模型,并将适应度函数定义为

$$F = \frac{m}{M} \quad (8)$$

式中: M 为训练样本总数; m 为第 j 次进化过程中分类正确的样本的数量。

通过GA算法的不断交叉和变异,使种群稳定进化^[22],从而最终收敛到最优的SVM模型。

算法流程图如图2所示。

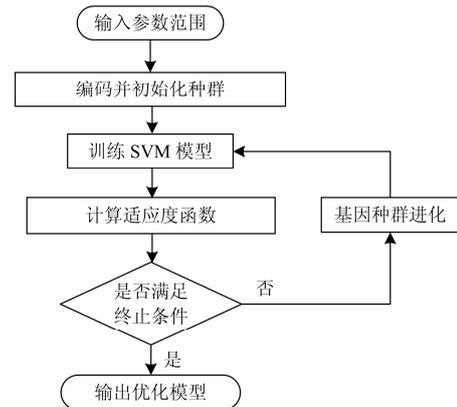


图2 GA优化SVM参数流程图

Fig. 2 SVM parameters optimized by GA

2.3 嫌疑母线的概率估计

对每条母线分别建立一个SVM模型,并对模型的参数进行优化,最终建立了用于母线含有谐波源的概率估计的SVM模型。其中,SVM模型的输出为母线是否含有谐波源以及含有谐波源的概率。例如,给定一组测量数据,每个SVM模型预测相关母线是否为谐波源母线,同时还会输出所有嫌疑谐波源母线的列表,以及每个母线的嫌疑概率。

通常,非谐波源母线的数量比谐波源母线的数量更多。因此,当SVM对母线进行识别之后,嫌疑母线的数量大大减少,未知状态变量的数量也随之减少。

2.4 谐波源注入电流计算

通过 SVM 模型, 可以识别出非嫌疑母线。非嫌疑母线的谐波注入电流为 0。因此, 系统的状态方程可以重新写为

$$\begin{bmatrix} I_{um} \\ 0 \end{bmatrix} = Y^* \begin{bmatrix} V_{um} \\ V_k \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: I_{um} 和 V_{um} 为未知变量; V_k 为电压测量值。通常, 使用 SVM 估计出非谐波源之后, 可以对未知变量的数量进行消减, 谐波源注入电流估计的问题可以通过求解线性方程的最小二乘解得到。当未知变量的数量仍然大于测量值的数量的时候, 系统仍处于欠估计, 状态方程无法直接求解。在此情况下, 谐波注入电流可以通过奇异值分解得到。

之后, 将得到的节点谐波注入电流代入谐波潮流方程, 可以得到同一节点的谐波电压值。如果该电压和测量电压一致, 说明 SVM 模型得到的谐波源识别结果是正确的, 与实际情况一致。如果得到的计算值和测量值有较大差距, 则得到的谐波源识别结果需要修正。根据 SVM 所得到的每条母线含有谐波源的概率, 将前 n 条母线作为新的嫌疑母线, 称之为生成的一个场景。通过改变 n , 可以产生更多的场景。假设 SVM 预测的嫌疑母线的数量为 s , 则 n 的数量可以选择为 $\{S+1, S-1, S+2, S-2, \dots\}$ 。

对所得到的各个场景分别进行谐波状态估计和谐波潮流计算, 直到得到计算电压和测量电压的差值在误差允许的范围之内的场景, 则该场景为正确的谐波源识别结果。如果所有的场景都定位无效, 那么需要对谐波源进一步调查分析。

整个算法的流程如图 3 所示。

3 测试系统和算例

为说明算法的有效性, 将以上算法用于配电系统仿真分析, 并将该算法与基于支持向量机(SVM)的数据挖掘谐波源识别算法进行了比较。

3.1 测试系统

该测试系统由 IEEE 13 节点算例修改, 并加入谐波源得到, 其拓扑图如图 4 所示。

该配电系统中包含电压调节器, 单相和三相线路, 并联电容器。为进行谐波源分析研究, 网络中加入了 3 种类型的谐波源, 分别为荧光灯, 调速器, 和混合负荷, 并在母线 633 处接入了发电机。系统中共有 9 个负荷, 分别连接到母线 646、645、632、611、671、692、675、652 和 633。在测试系统中使用 5 次谐波进行分析。

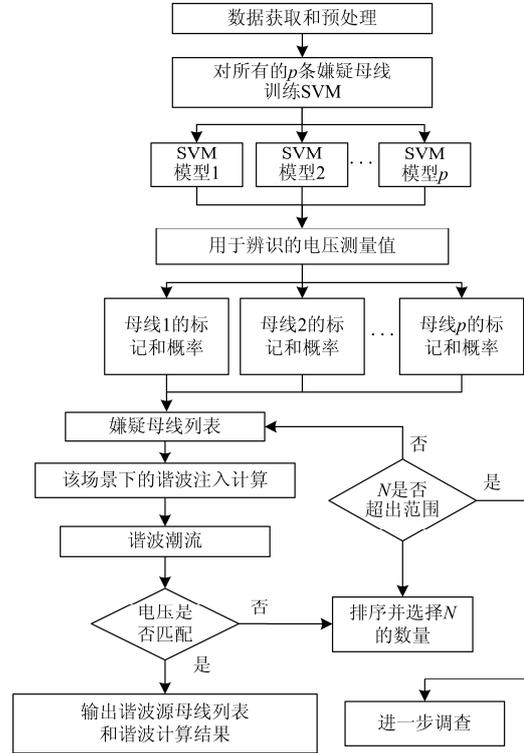


图 3 谐波源辨识系统流程图

Fig. 3 Flowchart of the harmonic source identification system

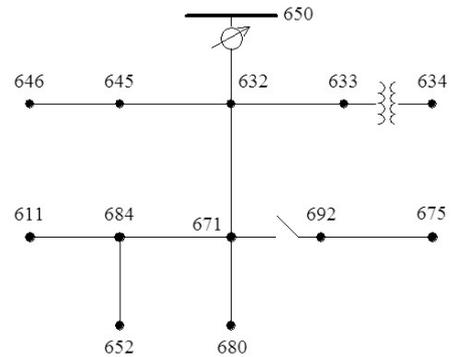


图 4 修改的 IEEE 13 节点系统

Fig. 4 Modified IEEE 13-bus test system

3.2 训练数据的获取

首先使用灵敏度分析方法, 可以得到 9 条母线的灵敏度指数。假设测量装置的数量为 5, 则灵敏度指数最高的 5 条母线被用来安装测量装置, 分别为母线 675、611、692、671 和 652。

通过改变谐波源位置并进行谐波潮流仿真, 得到了 409 组测试数据和 103 组测试数据。

3.3 测试结果

首先, 定义第 i 个模型的测试精度为

$$A_i = t_i / T_i \quad (10)$$

式中： t_i 为对于母线 i 预测正确的数据样本的数量； T_i 是母线 i 的所有数据样本的数量。

传统的基于数据挖掘的谐波源识别算法对每条母线建立一个 SVM 谐波源识别模型，由此建立了 9 个 SVM 模型，对系统中所有的谐波源进行识别。

将 SVM 模型与本文提出算法的测试结果进行对比，对比结果如表 1 所示。

表 1 两种方法的测试精度对比

Table 1 Comparison of the test accuracies for two methods

母线	SVM 测试精度	本算法测试精度
646	77.9%	100%
645	71.7%	100%
632	75.3%	100%
611	74.6%	100%
671	88.3%	100%
692	72.5%	100%
675	99.6%	99.0%
652	76.7%	98.0%
633	90.3%	100%
所有母线	14.1%	97.1%

由表 1 中可以看出，采用 SVM 模型进行谐波源辨识的时候，单个 SVM 模型得到的预测准确率不是 100%。因此，对多条母线进行谐波源辨识的时候，当一个或多个模型没有得到正确的结果时，整个谐波源识别算法无法得到准确的结果。本算法为保证识别结果的正确性，对 SVM 模型得到的识别结果进行进一步的详细分析，从而保证了算法的有效性。

3.4 谐波潮流验证过程

下面用测试结果中的 4 个算例阐述本算法谐波潮流验证分析的具体过程。

(1) 算例 A：除了母线 645 和 611 外，其余的母线均为谐波源母线。SVM 模型识别结果为母线 645 和母线 611 的谐波源概率为 0.0435 和 0.0916，没有被当作嫌疑母线。该识别结果和实际相符，谐波潮流计算的结果也与实际一致。

(2) 算例 B：网络含有 4 个谐波源，分别为 675、692、611 和 632。SVM 模型得到的识别结果如表 2。

实际谐波源为 675、692、611 和 632，然而识别得到的谐波源为 675、692、611、632 和 633。

通过谐波潮流验证，可以计算得到谐波源注入电流，结果如表 3 所示。

可以得出，母线 633 处的谐波注入电流为 0。也就是说，母线 633 没有连接谐波源。

由该算例可以看出，虽然 SVM 模型不能给出准确的识别结果，但通过对结果的进一步分析，可以得到准确的结果。

表 2 算例 B 中的实际值与识别结果

Table 2 Predicted values by SVM and real condition for case B

母线	实际标记	识别标记	概率
645	0	0	0.0116
646	0	0	0.0106
652	0	0	0.0024
671	0	0	0.0105
675	1	1	0.7370
692	1	1	0.9998
611	1	1	1.0000
632	1	1	1.0000
633	0	1	0.5160

表 3 谐波电流计算结果

Table 3 Harmonic source current injections at suspected buses

母线	相位	注入电流
675	A	-0.1142+2.2841i
	B	-0.4402+0.9020i
	C	0.2433-4.1920i
692	A	-0.0918-2.0190i
	B	0.3220-0.8845i
	C	0.1161+3.7247i
611	C	-0.3241+0.7227i
633	A	0
	B	0
	C	0
632	A	-1.4064-2.6221i
	B	0.2138-0.8184i
	C	2.5382+3.2105i

(3) 算例 C：谐波源位于母线 652 和 633 处。实际和预测的标记和概率如表 4 所示。

表 4 算例 C 中的实际值与识别结果

Table 4 Predicted values by SVM and real condition for case C

母线	实际标记	识别标记	概率
645	0	0	0.0016
646	0	0	0.0118
652	1	0	0.2760
671	0	0	0.0253
675	0	0	0.0324
692	0	0	0.0000
611	0	0	0.0000
632	0	0	0.0000
633	1	0	0.4741

由表 4 可以看出，SVM 识别的结果为没有谐波源，与实际的情况并不相符。在进一步的分析计算中，根据概率估计的结果对嫌疑进行排序，可以得到嫌疑母线列表。

将 SVM 模型得到的概率进行降序排列，前 n 条母

线被选为嫌疑母线,从而可以得到候选场景如表5。

表5 候选场景

Table 5 Candidate lists of suspected buses

候选场景	1	2	3	...
母线	633	633, 652	633, 652, 675	...

对每个场景分别进行谐波潮流计算,检测候选场景是否符合实际情况。

对于第2个场景,谐波潮流计算得到结果与实际测量值之间的误差在允许范围之内。由此,可以认为母线633和母线652是谐波源母线,从而得到了正确的识别结果。

(4)算例D:若通过对算例进一步的分析之后,仍然没有正确的识别出谐波源母线,则本文提出的算法会输出各条嫌疑母线的概率,可以用来做进一步的调查分析,如实地调查等。

在此算例中,实际情况为只有一处谐波源,位于母线652处。从表6可以看出,SVM模型识别的谐波源母线为611。

表6 算例D中的实际值与识别结果

Table 6 Predicted values by SVM and real condition for case D

节点	实际	预测	概率
645	0	0	0.0016
646	0	0	0.0112
652	1	0	0.1063
671	0	0	0.0272
675	0	0	0.0352
692	0	0	0.0000
611	0	1	0.9998
632	0	0	0.0000
633	0	0	0.4741

即常规的谐波源识别失败。在此情况下,该算法可以输出最有可能的怀疑母线列表。在所有的母线中,652、611和633被作为最有可能的嫌疑母线,用来做进一步的调查分析。

在所有的103组测试算例中,本文提出的算法正确识别出了100组算例,即识别准确率达到了97.1%。相比只采用SVM进行识别时的准确率为14.1%,本算法的准确率有了很大的提高。此外,对于识别失败的算例,本文所提出的算法也可以输出嫌疑母线列表,为进一步的分析提供有价值的参考信息。

4 结论

谐波源识别对于配电网的安全经济运行有着重要的作用。本文提出了基于数据挖掘与谐波潮流计

算的谐波识别算法。该算法首先采用灵敏度指数对谐波测量装置的选址进行优化,然后采用数据挖掘算法对母线含有谐波源的概率进行计算,最后使用谐波潮流对识别结果进行验证和进一步的分析。仿真算例说明了算法的有效性,对于谐波源的定位有着较高的精度,同时也具有较高的实际应用价值。

参考文献

- [1] 兰征,涂春鸣,肖凡,等. 电力电子变压器对交直流混合微网功率控制的研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(23): 50-57.
LAN Zheng, TU Chunming, XIAO Fan, et al. The power control of power electronic transformer in hybrid AC-DC microgrid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(23): 50-57.
- [2] 杨冰,王丽芳,廖承林,等. 不确定充电习惯对电动汽车充电负荷需求及充电负荷调节的影响[J]. 电工技术学报, 2015, 30(4): 226-232.
YANG Bing, WANG Lifang, LIAO Chenglin, et al. Effects of uncertainty charging habits on electric vehicles' charging load demand and the charging load regulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 226-232.
- [3] 易桂平,胡仁杰. 分布式电源接入电网的电能质量问题研究综述[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(1): 38-46.
YI Guiping, HU Renjie. Survey on the power quality question resultant from connection of distributed power generation to the grid[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(1): 38-46.
- [4] 刘敏,周晓霞,陈慧春,等. 采用三相不可控整流充电机的电动汽车充电站谐波放大效应分析与计算[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(4): 36-43.
LIU Min, ZHOU Xiaoxia, CHEN Huichun, et al. Analysis and calculation on harmonic amplification effect of electric vehicle charging station using three-phase uncontrolled rectification charger[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(4): 36-43.
- [5] 杨新华,雷洋洋,吴丽珍,等. 交流型微网指定次电压谐波主动补偿策略[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(5): 21-26.
YANG Xinhua, LEI Yangyang, WU Lizhen, et al. Autonomous selective voltage harmonics compensation control method in an AC microgrid[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(5): 21-26.
- [6] 惠锦,杨洪耕,叶茂清. 多谐波源条件下的谐波污染责任划分研究[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(13): 48-49.
HUI Jin, YANG Honggeng, YE Maoqing. Research on

- the responsibility partition of harmonic pollution of multiple harmonic sources[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(13): 48-49.
- [7] XU W, LIU Y. A method for determining customer and utility harmonic contribution at the point of common coupling[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2000, 15(2): 325-329.
- [8] EMANUEL A E, ORR J A, GULAEHENSKI E M. A survey of harmonic voltages and currents at the customer's bus[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1993, 8(1): 411-421.
- [9] LI C, XU W S, TAYJASANANT T. A 'critical impedance'-based method for identifying harmonic sources[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(2): 671-678.
- [10] SRINIVASAN K. On separating customer and supply side harmonic contributions[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1996, 11(2): 1003-1012.
- [11] HEYDT G T. Identification of harmonic sources by a state estimation technique[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1989, 4(1): 569-576.
- [12] SAKIS MELIOPOULOS A P, ZHANG F, ZELINGHER S. Power system harmonic state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1994, 9(3): 1701-1709.
- [13] 陈红坤, 黄娟. 数据挖掘及其在电能质量分析中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(5): 51-55.
CHEN Hongkun, HUANG Juan. Data mining and its application in power quality analysis[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2009, 21(5): 51-55.
- [14] 齐勇, 江亚群, 黄纯, 等. 谐波源和闪变源的识别算法[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(11): 60-64.
QI Yong, JIANG Yaqun, HUANG Chun, et al. Identification algorithm of harmonic source and flicker source[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(11): 60-64.
- [15] 王建勋, 刘会金, 刘春阳. 基于复合判据的谐波/间谐波源识别方法[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(7): 63-80.
WANG Jianxun, LIU Huijin, LIU Chunyang. Transient protection based on main frequency component of transient fault current for mine power network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(7): 63-80.
- [16] 艾永乐, 孟筱筱, 秦凯. 基于 EPLS 的电力系统谐波源的识别与定位[J]. 计算机仿真, 2015, 32(2): 148-151.
- AI Yongle, MENG Xiaoxiao, QIN Kai. Identification and location of power harmonic source based on emphatic partial least squares regression method[J]. Computer Simulation, 2015, 32(2): 148-151.
- [17] 艾永乐, 郑建云. 基于谐波有功功率贡献量的主谐波源定位[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 16-22.
AI Yongle, ZHENG Jianyun. Localization of the main harmonic source based on the harmonic active power contributions[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 16-22.
- [18] 王允建, 陈丰. 基于信息熵的多谐波源定位研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 35-40.
WANG Yunjian, CHEN Feng. Research on multiple harmonic sources localization based on information entropy[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 35-40.
- [19] ABU-HASHIM R, BURCH R, CHANG G, et al. Test systems for harmonics modeling and simulation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1999, 14(2): 579-587.
- [20] 颜晓娟, 龚仁喜, 张千锋. 优化遗传算法寻优的 SVM 在短期风速预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 38-42.
YAN Xiaojuan, GONG Renxi, ZHANG Qianfeng. Application of optimization SVM based on improved genetic algorithm in short-term wind speed prediction[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 38-42.
- [21] HSU C W, CHANG C C, LIN C J. A practical guide to support vector classification[D]. Taipei: National Taiwan University, 2003.
- [22] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Genetic algorithms: a survey[J]. Computer, 1994, 27(6): 17-26.

收稿日期: 2016-05-08; 修回日期: 2016-11-09

作者简介:

吴健(1973-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事配电网规划及相关技术研究;

吴奎华(1983-), 男, 硕士, 工程师, 主要从事配电网规划及分布式电源接入研究。E-mail: 15020004648@126.com

(编辑 周金梅)