

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201267

基于孤立森林算法的配电网线损异常判定

徐迪¹, 陆煜铎¹, 肖勇¹, 赵云¹, 蔡梓文¹, 丁李²

(1. 南方电网科学研究院有限责任公司, 广东 广州 510663; 2. 武汉大学电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 线损异常分析在低压配电网的发展规划中具有重要意义。现阶段线损的异常判定多采用阈值分析法, 在时效性和准确性上存在很大的局限性。随着智能电网的推广, 提出了一种基于孤立森林离群点检测算法的线损异常判定方案。首先采用 k-means 算法将低压台区按照不同的负载工况进行聚类, 而后采用孤立森林算法计算台区数据的异常分数, 最后对获取的异常分数进行阈值分析, 得到最终的线损异常数据。在 IEEE 标准配电网络上进行仿真分析, 并用电网实际台区的运行数据进行验证。结果表明, 所提异常判定算法具有较高的准确性。这种基于数据挖掘技术的异常分析方法在线损精细化管理中将发挥越来越大的作用。

关键词: 低压配电网; 线损异常; 离群点检测; 孤立森林算法

Identification of abnormal line loss for a distribution power network based on an isolation forest algorithm

XU Di¹, LU Yuxin¹, XIAO Yong¹, ZHAO Yun¹, CAI Ziwen¹, DING Li²

(1. China Southern Power Grid Science Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China;

2. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The analysis of abnormal line loss is of great significance in the development of a low-voltage distribution network. At present, the identification of abnormal line loss mostly adopts the threshold analysis method, which has great limitations in timeliness and accuracy. Given the increasing popularity of the smart grid, an abnormal line loss identification scheme based on isolation forest outlier detection algorithm is proposed. First, the k-means algorithm is adopted to cluster the low-voltage station areas according to different load conditions. Then the isolation forest algorithm is employed to calculate the anomaly scores of the station area data. Finally, threshold analysis is performed on the anomaly scores to obtain the abnormal line loss data. A simulation analysis on the IEEE standard distribution network and verification on a real operating grid show that the abnormality identification algorithm proposed in this paper has high accuracy. This abnormal analysis method based on data mining technology will play an increasingly important role in the management of line loss.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61873194).

Key words: low-voltage distribution network; abnormal line loss; outlier detection; isolated forest algorithm

0 引言

随着目前电网售电量的增长, 线损管理越来越受到重视。目前, 我国的电力系统线损主要集中在 10 kV 及以下的配电网, 低压配电网的线损管理问题是电力公司亟待解决的重要问题^[1-4]。线损异常分析是线损管理的重要组成部分, 可以对降损措施的制定起到指导作用^[5-8]。通过从线损数据中定位异

常, 挖掘出有价值的信息, 可以及时对影响电能质量的各种异常运行状态做出诊断并响应, 从而降低线损, 提高能源利用效率^[9-11]。

目前线损异常判定主要通过采集的电流、电压、功率数据进行潮流推算获得的理论线损与电表数据计算得到的实际线损进行比较来实现^[12-17]。文献[18]提出了一种计入负荷不确定性的低压台区线损率合理范围估计方法, 并在实际地区进行案例分析, 验证了其具有较高的准确度。

上述线损异常分析方法都是通过理论线损与

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61873194)

实际线损的差别进行判断, 这种方法需要根据配电网结构参数建立线损计算模型, 对数据精度和模型准确度要求较高, 因而实用性较差, 在不同拓扑结构、不同数据基础的情景下不适用^[19-23]。另一方面, 由于模型比较固定, 海量电力数据中蕴含的信息可能被忽略。随着电力大数据的推广和数据挖掘技术的日益成熟, 如何用数据分析的方法实现线损异常检测是一个很值得研究的问题^[24-26]。

结合数据挖掘技术的最新进展, 本文提出了一种基于 k -means 聚类^[27]和孤立森林算法^[28]的低压配电网线损异常检测方案。为了提高异常判定的准确性, 首先对采集的电网运行数据用 k -means 算法进行不同负载运行工况的聚类, 而后对每一类负载下的数据用孤立森林算法进行异常值检测, 最终获取发生线损异常的情况。为了对算法进行验证, 在 69 节点的 10 kV 配电网上进行仿真实验统计得漏检率为 0%, 误判率为 0%, 实现了线损异常的 100% 检测。此外, 应用珠海市某台区配电网的实际运行数据进行实用性验证。

1 数据采集与预处理

1.1 方案整体流程

本文主要设计了一种基于孤立森林算法的线损异常检测模型, 包括数据的采集与预处理、数据聚类、孤立森林异常点检测、阈值决策与判断四部分。具体来说, 首先采集配电网拓扑与负载信息计算并统计不同负载下的线路潮流、台区线损、节点功率, 并丢掉空白数据与冗余数据, 其次, 在 k -means 聚类的基础上运用孤立森林算法计算每个节点的异常分数, 然后根据阈值判断线损是否异常。具体流程如图 1 所示。

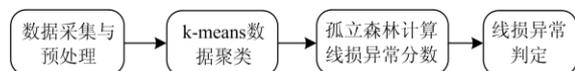


图 1 方案整体流程

Fig. 1 Overall program process

1.2 数据采集与预处理

电网中的运行数据可以通过先进量测体系 (AMI) 获得。AMI 是一个用来测量、收集、储存、分析和运用用户用电信息的完整的网络处理系统, 由安装在用户端的智能电表、位于电力公司内的量测数据管理系统和连接它们的通信系统组成。采集得到的电力数据一般需要先进行数据清洗, 去除线损率数据中的冗余数据和空白数据, 然后对处理后的线损率数据进行平均值运算。如果平均线损率大于 10%, 则线损过大, 判定该台区为异常台区, 需

要进行时间离散度分析; 如果平均线损率小于 10%, 则进一步分析。

2 线损异常判定方案

在用电大数据分析中, 离群点往往代表了用电出现异常, 因此对线损数据中的离群点进行检测是线损分析的合理方案。本文应用 k -means 聚类与孤立森林算法对台区线损建立分析模型, 对发电机功率与线损进行聚类与离群点检测, 实现线损异常的判定。

2.1 k -means 聚类

从 AMI 获取的电力运行数据通常包含不同的负载工况条件, 首先根据负载的不同工况对数据进行聚类, 这样可以改善单纯的离群点检测算法因数据量太大而执行效率过低、检测效果差的不足。在实际应用中我们发现, 离群点检测之前先对线损数据进行简单的聚类, 线损异常检测效果有很大提升。

k -means 算法流程如图 2 所示。

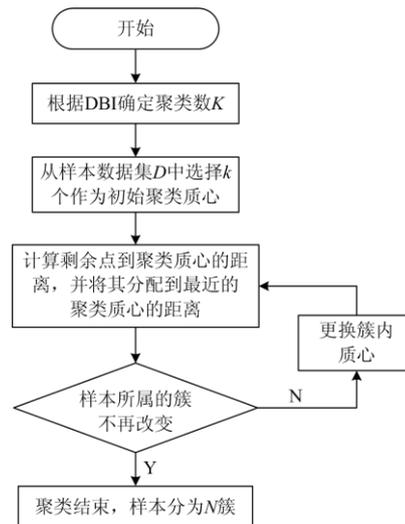


图 2 k -means 聚类算法流程

Fig. 2 Flow of k -means clustering algorithm

k -means 聚类是一种简单的聚类方法。基本原理是在数据中选择 K 个节点作为聚类中心, 按照距离最近将其他节点分为 K 簇, 再将簇内各聚类中心更新为新的中心点实现迭代, 当样本所属簇不再改变时停止迭代。本方案根据 Davies-Bouldin 指数 (DBI) 选择聚类数 $K=2$ 。

2.2 孤立森林算法异常分数计算

对经过聚类处理的线损数据使用孤立森林算法进行离群点检测, 判定出现线损异常的部分。孤立森林算法的基本原理是用一个随机超平面切割数据空间, 将其分为两个子空间, 再对子空间进行切

割,一直切割直到每个子空间里只有一个数据节点,由此形成的孤立树,每个叶子节点中都只包含一个数据节点。离群点处的数据密度很低,因此很快就会停到一个子空间中,根据叶子节点 x 到根节点的路径 $h(x)$ 长度判断数据 x 是否是离群点。

孤立森林由多个孤立树组成。对于一个含有 n 个数据点的数据集,构造的孤立树的高度最大值为 $n-1$,最小值为 $\log(n)$,路径 $h(x)$ 的最大可能高度随 n 线性增大,平均可能高度随 $\log(n)$ 增大。根据孤立树和二叉搜索树的相似性,利用下式对 $h(x)$ 进行归一化。

$$s(x, n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}} \quad (1)$$

$$C(n) = 2H(n-1) - (2(n-1)/n) \quad (2)$$

$$H(k) = \ln(k) + 0.577 \quad (3)$$

其中: $s(x, n)$ 是节点 x 的异常分数, $E(h(x))$ 是节点 x 在多棵孤立树上的高度 $h(x)$ 的期望值; $c(n)$ 根据二叉搜索树的失败查找的平均搜索长度得到。0.577 是欧拉常数。在式(1)中,异常分数 $s(x, n)$ 是 $h(x)$ 的单调递减函数,取值范围为 $[0, 1]$, s 越接近 1 时离群点的可能性越高,如果大部分数据的 $s(x, n)$ 都接近 0.5,那么整个数据集没有明显的异常值。

孤立森林的构造过程中孤立树的采样数目不需要等于 n ,可以远远小于 n ,即孤立树的构造不需要数据集集中的所有数据,算法复杂度较低,相对于其他算法具有一定的优势。一般来说,采样数取为 256。

2.3 线损异常判定

利用孤立森林算法得到异常分数后,可以设定阈值进行线损异常判断,当异常分数大于所设定的异常阈值时,认为存在线损异常。

2.4 算法评价指标

为分析所提出的线损异常判定方案的准确性,选取分类问题中常用的查准率、查全率、PR 曲线(Precision Recall Curve)与 ROC 曲线(Receiver Operating Characteristic Curve)作为算法的评价指标。上述指标基于分类结果混淆矩阵,如表 1 所示,所有样例根据真实类别和预测类别分为真正例(TP)、假正例(FP)、真反例(TN)、假反例(FN)四种,在线损异常判定问题中,将线损异常视为正例。

表 1 分类结果混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix of classification results

| 真实情况 | 预测结果 | |
|------|---------|---------|
| | 正例 | 反例 |
| 正例 | TP(真正例) | FN(假反例) |
| 反例 | FP(假正例) | TN(真反例) |

查准率 P 与查全率 R 定义为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

取不同的分类阈值进行分类,以查准率 P 为纵轴,查全率 R 为横轴,就得到 PR 曲线。

ROC 曲线与 PR 曲线类似,取不同的分类阈值进行分类,但横纵轴不同,以真正例率(TPR)为纵轴,假正例率(FPR)为横轴作图,TPR 和 FPR 定义为

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (7)$$

ROC 曲线下的面积 AUC(Area Under ROC Curve)可以作为比较不同异常检测算法检测效果的标准。在对不同的异常检测算法进行比较时,ROC 曲线可以直观看出不同算法的效果差异,若一个分类器的 PR 曲线或 ROC 曲线完全被另一个分类器的曲线包住,则可断言后者的性能优于前者。

3 算例分析

本节中,在 IEEE69 节点的 10 kV 配电网上进行仿真,并应用珠海市某台区的实际运行数据进行实际测试,计算不同的配电网负荷下的线路潮流、全台区的线损率。为了验证所提的异常检测算法,仿真实验中在配电网以概率对线路增加电阻或电感来模拟线损异常现象,并统计在正常和异常情况下发电机功率和全网线损数据,数据量为 1 000,而后用孤立森林线损异常检测算法进行线损异常判定,将判定结果与真实结果进行比较,检验孤立森林线损异常检测算法的实用性与准确性。实际测试中将算法应用于采集到的数据中,判断能否判定出实际异常与判定正确率。

IEEE69 节点的配电网拓扑如图 3 所示,其中,1 号节点为发电机节点,其他节点为负载节点。

3.1 算法效果

首先对线损数据进行聚类,根据 DBI 指数选择聚类数 $K=2$,线损数据聚类之后的结果如表 2 所示。

在进行线损异常离群点检测中孤立树每次采样点 $n=256$,构造含有 100 棵孤立树的孤立森林,得到节点 x (每个节点代表不同时刻的线损数据)的异常分数 $s(x, n)$,部分节点的异常分数如表 3 所示。

线损异常的节点异常分数大于正常情况下的异常分数,利用孤立森林算法进行线损异常判定有效。得到异常分数后,设定阈值,根据阈值进行线损异常

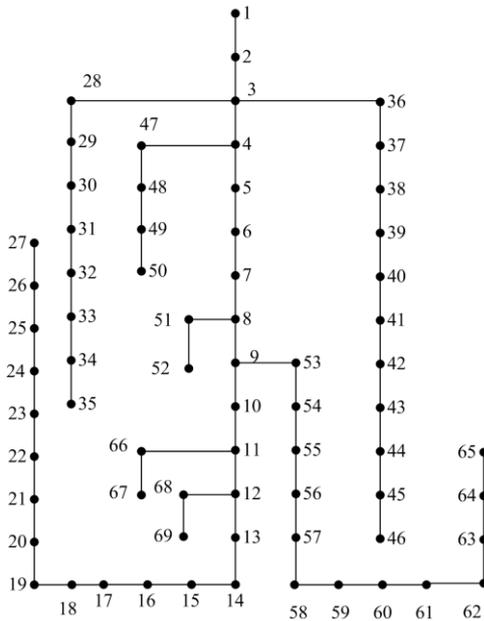


图3 IEEE69节点配电网拓扑图

Fig. 3 Topology diagram of IEEE69 node distribution network

表2 线损数据聚类结果

Table 2 Line loss data clustering results

| 类别 | 个数 | 线损异常节点 |
|----|-----|---|
| 1 | 516 | 110,146,158,261 |
| 2 | 484 | 466,545,588,711,712,760,810,877,904,927 |

表3 部分节点线损数据异常分数

Table 3 Partial node line loss data anomaly score

| 节点 | 发电机功率 | 线损 | 是否异常 | 异常分数 |
|-----|---------|---------|------|---------|
| 108 | 3.388 4 | 0.126 2 | 否 | 0.475 6 |
| 109 | 3.400 5 | 0.134 5 | 否 | 0.472 3 |
| 110 | 3.572 7 | 0.302 9 | 是 | 0.693 5 |
| 111 | 3.400 0 | 0.126 4 | 否 | 0.476 8 |
| 587 | 5.412 1 | 0.329 0 | 否 | 0.476 0 |
| 588 | 5.973 8 | 0.886 6 | 是 | 0.727 5 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |

判定。当节点 x 的异常分数大于阈值时, 判定为线损异常, 否则为正常。阈值的选择与发生线损异常的概率以及线损异常判定目标有关, 在实际应用中可以根据线损异常发生的概率设定阈值, 例如, 在表 2 所示的算例分析中, 线损异常发生的概率为 1.4%, 因此设定异常分数在前 1.4% 的节点为线损异常节点。除此之外, 考虑查全率与查准率, 如果希望尽可能多的线损异常节点被识别, 应适当减小阈值, 提高查全率。

图 4 是根据表 3 的异常分数以及阈值进行线损异常判定的结果。

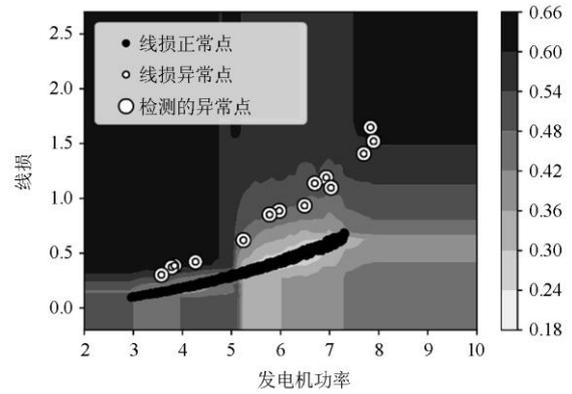


图4 线损异常判定结果

Fig. 4 Judgment result of abnormal line loss

在图中, 分别用黑色和白色节点表示线损无异常的节点和线损异常的节点, 离群点检测后被判断为异常点的用白色圆形圈出, 可以看出, 14 个线损异常点全部被检测出来, 此时查全率为 100%, 查准率为 100%, 线损异常误判率为 0%, 线损异常判定效果很好。

3.2 与以往工作对比

除了孤立森林算法, 单类别支持向量机(One Class SVM)也常被用于异常点检测领域, 图 5 为单类别支持向量机的异常判定结果, 图 6 展示了孤立森林算法与单类别支持向量机的线损异常判定结果对比。从图中可以看出, 在线损异常判定中, 单类别支持向量机的 AUC 仅为 0.68, 略大于随机分类, 不适用线损异常检测这一问题, 这是因为单类别支持向量机更适应于训练数据只有正常节点的情形。而孤立森林算法在线损异常判定问题上适应良好, PR 曲线和 ROC 曲线都显示出孤立森林算法的优越性, 可以实现线损异常节点的 100% 判定。

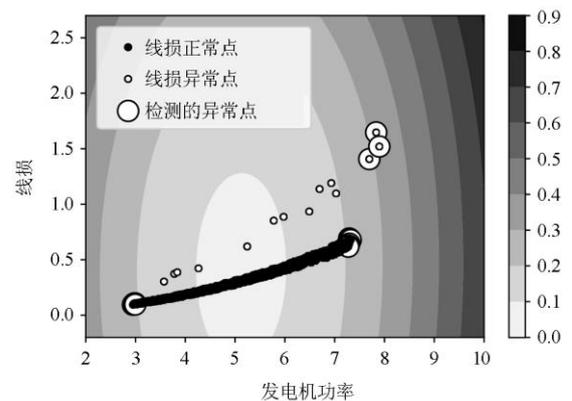


图5 单类别支持向量机下的线损异常判定结果

Fig. 5 Judgment results of abnormal line loss under one-class SVM

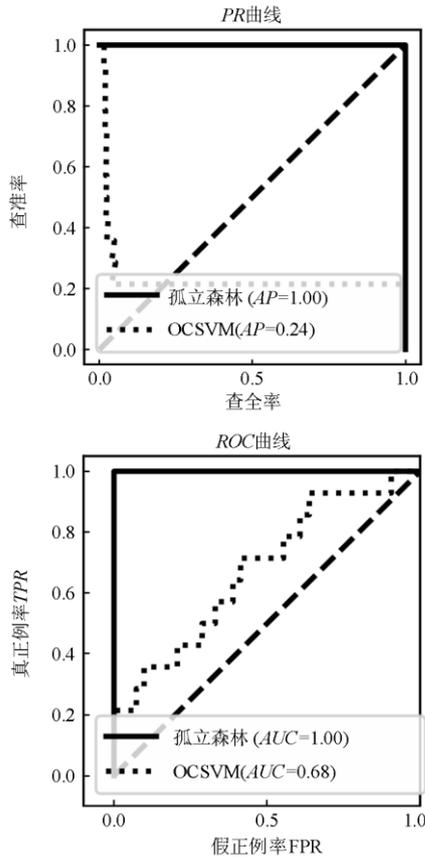


图 6 不同算法下的线损异常判定效果评价
Fig. 6 Evaluation of the effect of line loss abnormality judgment under different algorithms

3.3 实际应用

在本节中，将提出的方法应用在实际数据上。图 7 展示了珠海市两不同台区在 2019 年 9 月 1 日到 2020 年 10 月 31 日之间的线损数据。左图为正常台区线损数据，但存在部分统计错误。右图为异常台区线损数据，根据珠海市前山营业厅检测，此台区从 2019 年 9 月 1 日开始就存在电能表飞走问题。

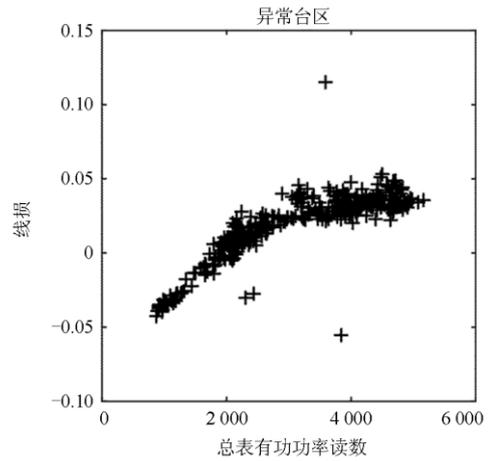
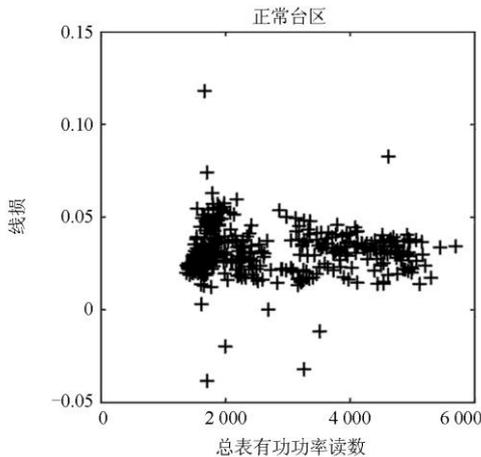


图 7 珠海两不同台区线损

Fig. 7 Line loss of different regions in Zhuhai

图 8 展示了算法应用在珠海市某一台区 2019 年 9 月 1 日至 2020 年 10 月 31 日的线损数据，使用该数据进行异常点检测，检测结果与营业厅所给异常数据一致，故孤立森林算法检测线损异常具有实际价值。但由于算法的局限性，在线损异常刚发生时检测效果最好，当台区内异常一直存在，如图 7 的异常台区线损数据，需增加正常数据才能实现异常检测。

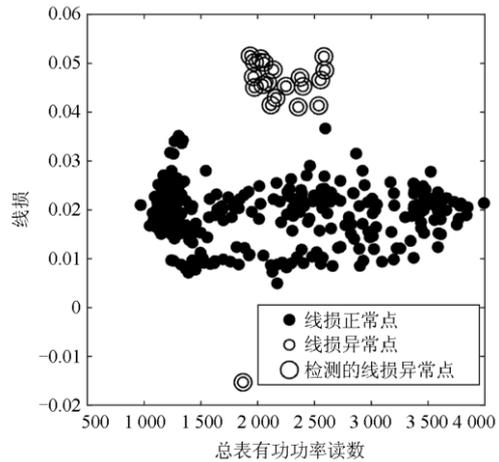


图 8 实际数据线损异常判定结果

Fig. 8 Judgment result of abnormal line loss of real data

4 总结

本文基于目前线损分析的研究成果，针对配电网线损异常检测问题提出了一种基于聚类和孤立森林算法的检测方法，并在 IEEE69 节点标准配电网进行了仿真验证，经过数据采集与预处理、数据聚类、孤立森林异常点检测，最终实现了台区线损

异常判定, 判定准确率为 100%。最后, 在台区实际线损数据上应用, 由于线损问题的复杂性及大量未检测的异常线损数据, 在实际中仍然不可避免地会出现不能完全检测的问题, 但与之前当线损率超过阈值就判断为线损异常的方法相比, 应用孤立森林算法进行异常线损检测仍然具有一定的优越性。

值得注意的是, 本方法预设了线损异常的概率已知, 线损异常概率未知时线损异常判定问题需要在今后进一步研究。

参考文献

- [1] 李端超, 王松, 黄太贵, 等. 基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 143-151.
LI Duanchao, WANG Song, HUANG Taigui, et al. Key technologies of line loss and stealing electricity prediction analysis based on big data platform[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 143-151.
- [2] 夏澍, 王乃盾, 史媛, 等. 电缆配电网的线-变-表拓扑异常辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 44-50.
XIA Shu, WANG Naidun, SHI Yuan, et al. Line-transformer-meter topology anomaly identification method for cable distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 44-50.
- [3] 唐登平, 李俊, 孟展, 等. 统计线损数据准确性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 33-39.
TANG Dengping, LI Jun, MENG Zhan, et al. Research on accuracy of statistical line losses[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 33-39.
- [4] 黄星知, 杨奕纯, 杨兰, 等. 基于 BP 神经网络的配电网防窃电降线损研究[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(4): 143-147.
HUANG Xingzhi, YANG Yichun, YANG Lan, et al. Study of anti-power theft and line loss reduction for power distribution network based on BP neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(4): 143-147.
- [5] PSOMOPOULOS C S, IOANNIDIS G C, KARRAS Y. Role of low-voltage/NH fuse links rated voltage in distribution network losses: an evaluation based on the Hellenic low-voltage distribution network[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2013, 8(5): 803-810.
- [6] 李新家, 孔月萍, 邹云峰, 等. 配电台区在线线损分级管理和智能异常分析设计[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(2): 46-48, 53.
LI Xinjia, KONG Yueping, ZOU Yunfeng, et al. The hierarchical management and intelligent abnormal analysis of the distribution area on-line line loss[J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(2): 46-48, 53.
- [7] 黄海. 新能源并网点下微电网台区线损与无功多目标优化[J]. 电测与仪表, 2020, 57(10): 83-87.
HUANG Hai. Multi-objective optimization of line loss and reactive power in micro-grid area considering renewable energy integration[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(10): 83-87.
- [8] 汪迎春, 张宇轩, 王赞, 等. 输电线路线损的多参量修正算法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 126-131.
WANG Yingchun, ZHANG Yuxuan, WANG Zan, et al. Multi-parameter correction algorithm for transmission line loss[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 126-131.
- [9] 曾晓丹. 10 kV 配电网线损异常的原因及降损措施[J]. 通信电源技术, 2020, 37(3): 226-227.
ZENG Xiaodan. Reasons for abnormal loss of 10 kV distribution network and loss reduction measures[J]. Telecom Power Technologies, 2020, 37(3): 226-227.
- [10] 王海云, 张岩, 闫富荣, 等. 基于深度神经网络的低压台区线损异常识别方法[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(6): 31-35.
WANG Haiyun, ZHANG Yan, YAN Furong, et al. The study of coal-to-electricity district line loss anomaly identification method based on deep neural network[J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(6): 31-35.
- [11] 夏澍, 毛俊, 施灵, 等. 基于负线损分析的计量异常辨识方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(16): 85-89, 122.
XIA Shu, MAO Jun, SHI Ling, et al. The identification method of metering anomaly based on negative line loss analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(16): 85-89, 122.
- [12] 张永康, 张王俊, 潘晔. 基于虚拟用户拓扑等值的配电网理论线损计算[J]. 电子设计工程, 2020, 28(9): 103-106, 111.
ZHANG Yongkang, ZHANG Wangjun, PAN Ye. Theoretical line loss calculation of distribution network based on virtual user topological equivalence method[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(9): 103-106, 111.
- [13] 曾江, 李石东. 分时域 10 kV 配电网极限线损计算分析[J]. 电测与仪表, 2019, 56(14): 1-4, 22.
ZENG Jiang, LI Shidong. Calculation and analysis of limit line loss in 10 kV distribution network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(14): 1-4, 22.
- [14] COLE A J, COLLIER R J, YOUNG P R. The variation of the attenuation constant of low-loss transmission lines in the presence of standing waves[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2018, 28(8): 639-641.
- [15] 张开宇, 冯煜尧, 余颖辉, 等. 中压配电网合环电流计算方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 142-149.

- ZHANG Kaiyu, FENG Yuyao, YU Yinghui, et al. Study of calculation of current induced by closing-loop operation in medium-voltage distribution grid [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 142-149.
- [16] JIANG W, LU J, XIANG H, et al. Distance protection of EHV long transmission lines considering compensation degree of shunt reactor[J]. Global Energy Interconnection, 2019, 2(1): 64-70.
- [17] 田斌, 方覃绍阳, 李振兴, 等. 基于波速修正的多回输电线路行波测距算法[J]. 高压电器, 2019, 55(1): 184-189.
- TIAN Bin, FANG Qinshaoyang, LI Zhenxing, et al. Parallel multiloop transmission line travelling wave location algorithm based on amending wave velocity[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1): 184-189.
- [18] 杨海滔, 张洋, 唐海峰, 等. 计入负荷分布不确定性的低压台区线损率合理范围估计[J]. 水电能源科学, 2018, 36(8): 181-184.
- YANG Haitao, ZHANG Yang, TANG Haifeng, et al. Interval estimation for line loss rates of low-voltage transformer zones considering uncertainty of load distribution[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(8): 181-184.
- [19] 刘志勇. 含分布式电源点的区域配电网三相线损测试研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(10): 73-78.
- LIU Zhiyong. Research on three-phase line loss test of the regional distribution network with distributed power points[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(10): 73-78.
- [20] 李海铎, 杨建万, 李坤, 等. 数据校核与校正算法实现电网线损监测研究[J]. 信息技术, 2020, 44(8): 55-59, 64.
- LI Haiduo, YANG Jianwan, LI Kun, et al. Data checking and correction algorithm for realize power line loss monitoring[J]. Information Technology, 2020, 44(8): 55-59, 64.
- [21] 王开明, 覃日升, 陈小瓦, 等. 一种利用配电监测系统的中压线损管控方法[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(9): 213-217.
- WANG Kaiming, QIN Risheng, CHEN Xiaowa, et al. A medium voltage line loss control method based on distribution monitoring system[J]. Computer Measurement & Control, 2019, 27(9): 213-217.
- [22] 秦勇明, 张伟, 周荣, 等. 基于径向基函数神经网络的低压配电网三相不平衡附加线损研究[J]. 电气自动化, 2019, 41(5): 45-48.
- QIN Yongming, ZHANG Wei, ZHOU Rong, et al. Study on three-phase unbalanced additional line loss in the low-voltage distribution network based on radial basis function neural network[J]. Electrical Automation, 2019, 41(5): 45-48.
- [23] 王磊, 张建宾, 余昆, 等. 基于典型负荷曲线的配电网线损计算方法研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(3): 124-130.
- WANG Lei, ZHANG Jianbin, YU Kun, et al. Calculation method of distribution line loss based on typical load curve[J]. Smart Power, 2020, 48(3): 124-130.
- [24] 李建宁, 马小丽, 颜华敏, 等. 基于无线通信和大数据技术的低压台区同期线损异常诊断系统[J]. 电力与能源, 2019, 40(1): 36-40.
- LI Jianning, MA Xiaoli, YAN Huamin, et al. Anomaly diagnosis system for low-voltage area line loss based on wireless communication and big data technology[J]. Power & Energy, 2019, 40(1): 36-40.
- [25] FAN Wen, LIAO Yuan. Wide area measurements based fault detection and location method for transmission lines[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(1): 53-64. DOI: 10.1186/s41601-019-0121-9.
- [26] 肖振锋, 辛培哲, 刘志刚, 等. 泛在电力物联网形势下的主动配电网规划技术综述[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 43-48.
- XIAO Zhenfeng, XIN Peizhe, LIU Zhigang, et al. An overview of planning technology for active distribution network under the situation of ubiquitous power internet of things[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 43-48.
- [27] 陈洪涛, 蔡慧, 李熊, 等. 基于 k-means 聚类算法的低压台区线损异常辨别方法[J]. 南方电网技术, 2019, 13(2): 2-6.
- CHEN Hongtao, CAI Hui, LI Xiong, et al. Abnormal line loss identification method for low-voltage substation area based on k-means clustering algorithm[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(2): 2-6.
- [28] 李倩, 韩斌, 汪旭祥. 基于模糊孤立森林算法的多维数据异常检测方法[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(4): 862-866.
- LI Qian, HAN Bin, WANG Xuxiang. Multidimensional data anomaly detection method based on fuzzy isolated forest algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2020, 48(4): 862-866.

收稿日期: 2020-10-20; 修回日期: 2020-12-21

作者简介:

徐迪(1992—), 女, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为同期线损计算分析、配电网拓扑识别技术; E-mail: xudi@csg.cn

陆煜铎(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为用电大数据应用技术;

肖勇(1978—), 男, 博士研究生, 高级工程师, 主要研究方向为智能量测技术、用电大数据应用技术。

(编辑 葛艳娜)