

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211424

基于多维特征的电网台区线损数据异常识别研究

林宝德, 杨铮宇

(云南电网有限责任公司信息中心, 云南 昆明 650000)

摘要: 随着智能电表及用电管理终端的广泛应用, 电网台区相关监测终端每天可收集到海量线损数据, 并且可对存在的异常情况进行识别。但是数据噪声对电网台区线损数据的干扰, 导致识别的准确率和召回率下降。针对这些问题, 提出了一种基于多维特征的电网台区线损数据异常识别方法。该方法首先将电网台区线损数据样本形成对应的二维数据, 采用二维小波阈值法进行去噪。根据去噪后二维数据的位置特征以及时间数据特征, 对Hasusdorff距离公式进行改进, 用以计算电网台区线损数据的多维特征相似度, 得到线损数据之间的相似性矩阵。最后将多维Hasusdorff距离应用到层次聚类算法中去识别电网台区线损数据中的异常。仿真实验结果表明, 所提方法的准确率和召回率较高。电网台区线损数据异常识别时间较短, 满足工程实际使用要求。

关键词: 多维特征; 电网台区线损数据; 异常识别; 去噪

Anomaly recognition of line loss data in power grid stations based on multi-dimensional features

LIN Baode, YANG Zhengyu

(Information Center of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650000, China)

Abstract: With the wide application of smart electricity meters and power consumption management terminals, the relevant monitoring terminals in power grid stations can collect massive line loss data every day and identify the abnormal situations. However, the interference of data noise to line loss data in power grid stations leads to the decline of identification accuracy and recall rate. In order to solve these problems, an anomaly recognition method for line loss data in power grid area based on multidimensional features is proposed. In this method, the line loss data samples of power grid area are first formed into corresponding two-dimensional data and denoised by two-dimensional wavelet threshold method. Hasusdorff distance formula is improved according to the location and time characteristics of two-dimensional data after denoising, which is used to calculate the multi-dimensional characteristic similarity of line loss data in power grid area, and the similarity matrix between line loss data is obtained. Finally, multi-dimensional Hasusdorff distance is applied to hierarchical clustering algorithm to identify anomalies in line loss data of power grid area. Simulation results show that the proposed method has high accuracy and recall rate. The abnormal identification time of line loss data in power grid area is short, which meets the requirements of practical engineering.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd. (No. YNKJXM20170824).

Key words: multi-dimensional features; line loss data of power grid stations; anomaly identification; denoising

0 引言

随着现阶段电网售电量的持续增加, 在电网台区的线损管理问题受到高度重视。由于当前电网台

区的数量比较多, 同时线损管理方面的研究缺少有效的技术手段作为支撑, 线损问题仍然是电力公司需要解决的重要问题^[1-2], 所以, 对线损问题展开深入的研究具有重要意义。

相关专家针对电网台区线损数据异常识别方面的内容进行了大量的研究, 文献[3]优先分析电网运

基金项目: 南方电网公司科技项目资助(YNKJXM20170824)

行具体需求, 构建综合评价指标体系, 采用长短期记忆网络构建指标异常识别模型, 同时利用无监督方式在电网正常运行状态下获取各个指标的内在模式, 最终根据模型的重构误差获取偏离正常状态的异常分数, 将运行指标的实时数据输入到模型中进行训练, 如果存在异常则会形成较大的异常分数, 通过异常分数完成电网运行识别。文献[4]采用小波分解对故障分量进行去噪, 并根据去噪结果进行重构, 获取信号经过重构后的均方根和欧式距离, 将其设定为特征向量, 同时输入到改进多分类支持向量机实现故障识别。但是上述两种方法的准确率和召回率较低, 导致电网台区线损数据异常识别结果较差。文献[5]使用自编码器将原始日线损率时间序列编码, 在重建过程中记录每个时间点的重建概率, 当重建概率大于指定阈值时就判定其为异常数据, 从而实现大规模日线损率数据的异常检测。文献[6]搭建了以全连接层为核心的人工神经网络模型, 利用深度学习强大的自学习能力, 对网络模型的参数不断自适应调节, 通过调整后的模型对线损数据进行逐层提取和筛选, 实现了自动识别和诊断配电网线路或台区的异常线损。但是上述两种方法的电网台区线损数据异常识别时间较长。

针对上述方法存在的问题, 本文提出一种基于多维特征的电网台区线损数据异常识别方法。首先采用二维小波阈值去噪方法对电网台区线损数据去噪, 对去噪后的线损数据在时间特征上结合电网台区线损数据的传输速度以及方向等相关信息, 计算电网台区线损数据的多维特征相似度, 构建相似性矩阵, 采用聚类算法对电网台区线损数据中的异常进行识别。最后经实验测试证明, 本文提出的方法能够获取更加准确的识别结果, 并有效解决了传统方法中存在的问题。

1 电网台区线损数据异常识别方法

1.1 电网台区线损数据去噪

由于电网台区相关监测终端监测到的数据量较大, 并含有噪声, 会使电网台区线损数据异常识别结果不准确, 因此, 采用二维小波阈值去噪方法对电网台区线损数据进行去噪处理, 从而提高数据异常识别准确性。首先对含有噪声的台区线损数据 $f(k)$ 进行小波变换, 分解成 M 层, 得到一组小波系数 $\omega_{j,k}$, $\omega_{j,k}$ 为第 j 层分解后的第 k 个高频系数。分解之后根据原始数据和背景噪声的特性不同, 对

小波系数进行阈值处理和信号重构, 可以消除背景噪声干扰。在小波变换的阈值去噪中, 阈值的选取占据十分重要的地位。

以下主要利用 VisuShrink 方法确定阈值门限 T , 如式(1)所示。

$$T = \sigma \sqrt{2 \log_2 N} \quad (1)$$

式中: σ 代表电网台区线损数据中的噪声标准; N 代表信号的长度。

其中, σ 能够根据分解的高频系数绝对值进行估计, 如式(2)所示。

$$\sigma = \frac{|\bar{\omega}_{j,k}|}{0.6475} \quad (2)$$

式中, $\bar{\omega}_{j,k}$ 为小波系数 $\omega_{j,k}$ 数据序列的中值, $j=1,2,\dots,M$, $k=1,2,\dots,M$ 。

传统的阈值函数能够划分为软硬阈值两种不同的形式。其中, 硬阈值是保留不低于阈值的小波系数, 同时将其取值全部设定为 0, 具体的表达形式如式(3)所示。

$$\tilde{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}), & |\omega_{j,k}| \geq T \\ 0, & |\omega_{j,k}| < T \end{cases} \quad (3)$$

软阈值准则就是将低于阈值的小波系数取值设定为 0, 结合阈值自身特征得到如式(4)的计算式。

$$\tilde{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - T), & |\omega_{j,k}| \geq T \\ 0, & |\omega_{j,k}| < T \end{cases} \quad (4)$$

根据式(3)和式(4)能够得到软硬阈值对应的曲线。

在软硬阈值方法中, $\tilde{\omega}_{j,k}$ 在 T 处是不连续的, 这样导致 $\tilde{\omega}_{j,k}$ 通过重构得到的信号会存在一定程度的振荡; 另外一方面, 虽然采用软阈值估计出的 $\omega_{j,k}$ 是连续的, 但是对应的导数并不是连续的, 所以在求解高阶导数的过程中存在一定的困难。

结合上述分析可知, 软硬阈值函数在去噪的过程中均会受到不同程度的影响, 产生缺陷。为此, 以下主要采用基于软硬函数的加权平均阈值函数进行去噪, 具体的表达形式如式(5)所示。

$$\tilde{\omega}_{j,k} = \begin{cases} (1 - \mu)\omega_{j,k} + \mu \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - T), & |\omega_{j,k}| \geq T \\ 0, & |\omega_{j,k}| < T \end{cases} \quad (5)$$

式中: μ 代表加权因子, 详细的具体公式如式(6)所示。

$$\mu = \frac{T}{|\omega_{j,k}|} \exp\left(-\frac{|\omega_{j,k}| - T}{|\omega_{j,k}| + T}\right) \quad (6)$$

结合上述分析, 能够得到电网台区线损数据进行二维小波去噪的基本操作流程^[7-8], 具体步骤如下所示。

Step 1: 选择预测前 n 天的线损数据作为数据样本, 同时将线损数据样本形成对应的二维数据。

Step 2: 归一化处理上述数据, 获取二维灰度图像矩阵数据。

Step 3: 当得到二维信号后, 采用小波变换方法对信号进行分解, 根据分解结果选择最佳小波基, 同时进行 M 层分解, 得到 $\omega_{j,k}$ 。

Step 4: 分别对不同层次的小波进行预处理, 确定阈值的取值范围, 对 $\tilde{\omega}_{j,k}$ 进行半软阈值函数处理, 得到估计系数。

Step 5: 通过二维小波重构图像信号^[9-10], 获取去噪信号。

Step 6: 将重构后的信号进行反归一化处理, 实现电网台区线损数据去噪。

1.2 基于多维特征的电网台区线损数据异常识别

电网台区线损数据是由一系列随着时间变化的数据点组成。其中, 线损数据集表示 n 条线损数据的集合, 即

$$T = \{TR_1, TR_2, \dots, TR_n\} \quad (7)$$

式中, TR_i 代表第 i 条线损数据。

为了更好地实现电网台区线损数据异常识别, 在考虑位置特征以及时间特征的基础上, 需要引入线损数据自身的速度以及方向等相关特征。以下主要使用 Hasusdorff 距离计算线损数据相似性^[11-12], 在时间特征上结合电网台区线损数据的传输速度以及方向等相关信息, 借助时间序列中的多维特征对 Hasusdorff 距离函数进行改进, 确保最终得到计算结果的准确性, 从而提升算法的运算效率。

其中, 基于时间序列的 Hasusdorff 距离算法^[13-14] 优先将电网台区线损数据根据位置以及方向等多维特征融入到 Hasusdorff 距离公式中, 结合组建的多维 Hasusdorff 距离计算线损数据集中随机数据之间的相似性, 以此为依据构建相似性矩阵, 具体的操作过程如下。

(1) 位置特征

给定任意两个数据点 $A(\omega_1, \varphi_1)$ 和 $B(\omega_2, \varphi_2)$, 则

两者之间距离 $\text{haver sin}\left(\frac{d}{C}\right)$ 能够表示为

$$\text{haver sin}\left(\frac{d}{C}\right) = \begin{cases} \text{haver sin}(\varphi_2 - \varphi_1) + \\ \cos \varphi_2 \text{haver sin}(\Delta\lambda) \end{cases} \quad (8)$$

式中: C 代表数据集的总数; (ω_1, φ_1) 和 (ω_2, φ_2) 代表数据点的坐标位置; haver 代表数据列所在的方向。

(2) 速度特征

$\text{spedis}(a_i, b_i)$ 代表两个数据点之间的速度欧式距离。其中, 点的速度能够分解为垂直和水平速度。

(3) 方向特征

$\text{angdis}(a_i, b_i)$ 代表两个数据点在内部方向的改变程度, 同时也反映了线损数据的波动情况。

综合位置、速度和方向特征, 可以计算出线损数据的多特征两点距离 $td(a_i, b_i)$, 如式(9)所示。

$$td(a_i, b_i) = \omega_p \cdot \text{haver sin}\left(\frac{d}{C}\right) + \omega_q \cdot \text{spedis}(a_i, b_i) + \omega_\theta \cdot \text{angdis}(a_i, b_i) \quad (9)$$

式中: ω_p 、 ω_q 、 ω_θ 分别为位置、速度和方向特征, 3 个参数之和等于 1 且均大于等于 0。文中设为 0.30、0.30、和 0.40。

下一步使用基于时间序列的多维特征距离方法计算得到任意两个线损数据之间的多维相似距离 $h(A_i, B_i)$ 。

$$h(A_i, B_i) = \max\{\min[td(a_i, b_i)]\} \quad (10)$$

式中: $a \in A$; $b \in B$ 。

得到多维特征距离和多维相似距离之后, 可以得到线损数据直接的相似距离。再计算线损数据之间的相似性, 同时组建相似性矩阵 R , 即

$$R = \begin{bmatrix} 0 & r_{12} & r_{1j} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & 0 & r_{2j} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{i1} & r_{i2} & r_{ij} & \dots & r_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & r_{nj} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: r_{ij} 代表第 i 个线损数据和第 j 个线损之间的相似距离, 通过线损数据之间的多维相似距离 $h(A_i, B_i)$ 可以直接得到 r_{ij} ; 0 代表线损数据自身之间的相似距离^[15-16]。

层次聚类是一种无监督的非参数聚类方法, 能够应用于相似特征数据分组聚类, 并且分别在不同的级别上切割建树状图, 不需要优先设定簇的数量。

无监督学习是一种通过机器学习对有形和无形

的物体进行分类, 同时不需要任何有关研究的先验信息。攻击者对系统攻击的过程中会频繁改变攻击模式和类型, 在这种情况下, 无监督学习更加合适。所以, 系统也需要在攻击数据中快速进行学习, 同时推断全新的攻击类型, 能够采取先发制人的行动。通过电网台区线损数据能够准确掌握电网的运行状态^[17-18]。

类通常能够表示为以下几种不同的形式, 分别为:

- (1) 通过类的中心或者边界点代表一个类;
- (2) 通过聚类树中的节点图形化代表一个类;
- (3) 通过样本属性的逻辑表达式代表类。

电网台区线损数之间的度量标准能够有效决定类的划分, 聚类质量能够使用类相似数量和类间相似性进行体现。其中, 比较常用的聚类距离函数为闵式距离函数, 设定 x 和 y 代表被计算样本, 则两者之间的闵式距离 $d(x, y)$ 可以表示为式(12)的形式。

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^r \right)^{1/r} \quad (12)$$

式中: x_i 和 y_i 分别代表第 i 个被计算样本; r 代表绝对值距离^[19-20]。

在上述分析的基础上, 结合多维 Hasusdorff 距离的层次聚类方法进行电网台区线损数据异常识别^[21-22], 详细的操作流程如图 1 所示。

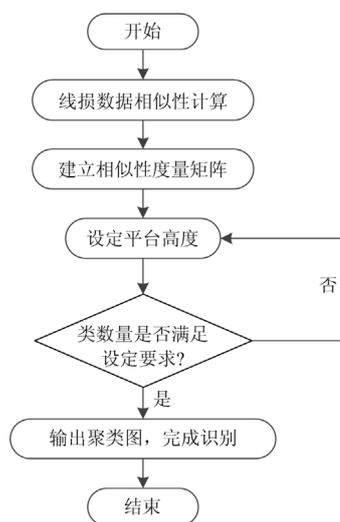


图 1 电网台区线损数据异常识别流程图

Fig. 1 Flow chart of abnormal identification of line loss data in power grid stations

将多维 Hasusdorff 距离进一步应用到层次聚类算法中, 利用聚类算法完成对电网台区线损数据的异常识别。

2 仿真实验分析

为了验证所提基于多维特征的电网台区线损数据异常识别方法的综合有效性, 进行了仿真试验研究。实验环境 Intel(R) Core(TM)i7-8750H 处理器, CPU 主频 2.20 GHz, 8 GB 内存, Window 10 操作系统, 所有分析模型均采用 Matlab 软件实现。

将 H 城市的正常台区作为研究对象, 对时间离散度的意义进行分析, 原始数据如图 2 所示。一般由于窃电、互感器和计量表计故障会导致台区线损率突然增高, 因此较难通过趋势判断提前发现。按照标准, 线损率一般低于 12% 属于正常范围。通过查找历史记录, 图 2 中第 45~75 天的线损异常由于窃电导致, 而稽查队到达现场后, 窃电人员隐藏了窃电措施, 导致了线损率连续出现尖峰。第 90 天左右出现的线损异常由于计量表计故障, 及时消缺后线损恢复正常。第 135 天左右出现的线损异常由于有大用电量客户窃电, 及时稽查后恢复正常。

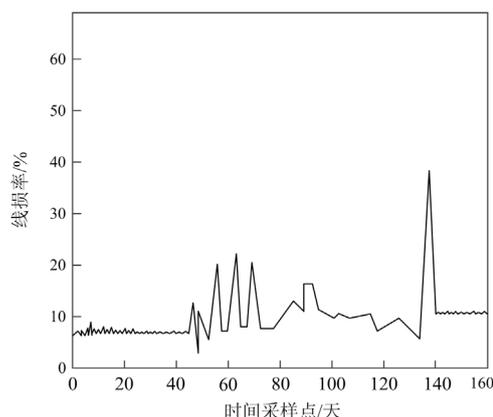


图 2 H 市电网台区线损率原始数据

Fig. 2 Original data of the line loss rate of the H city power grid station area

结合 H 市电网线损率原始数据, 对 H 市剩余各个地区的线损变化情况进行分析, 如果线损异常系数高于 0.3, 则说明该地区可能存在线损异常^[23-25]。详细的实验结果如表 1 所示。

分析表 1 中的实验数据可知, 除了 e 区之外, 其他各个地区的线损异常系数都高于 0.3, 说明其他地区均为异常台区, 而 e 区为正常区域。由此可见, 所提方法能够准确识别电网台区线损数据异常, 全面证明所提方法的优越性。

为了验证各个方法的识别性能, 以下主要选取准确率以及召回率为测试指标, 详细的计算式如式(13)所示。

表 1 H 市不同地区电网台区线损分析表

Table 1 Analysis of line loss in different regions of H city

| 测试地区编号 | 具体情况 | 线损异常系数 |
|--------|------|--------|
| a | 异常 | 0.56 |
| b | 异常 | 0.87 |
| c | 异常 | 0.76 |
| d | 异常 | 0.76 |
| e | 正常 | 0.12 |
| f | 异常 | 0.74 |
| g | 异常 | 0.65 |
| h | 异常 | 0.60 |
| i | 异常 | 0.89 |
| j | 异常 | 0.74 |

$$P_{\text{precision}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FP}}} \times 100\% \quad (13)$$

式中： N_{TP} 代表真样本； N_{FP} 代表假样本； $P_{\text{precision}}$ 代表识别准确率。

召回率为判断异常数据点占全部异常数据的比例，具体如式(14)所示。

$$R_{\text{recall}} = \frac{N_{\text{TP}}}{N_{\text{TP}} + N_{\text{FN}}} \times 100\% \quad (14)$$

式中， N_{FN} 代表假“负”样本。

为了验证本文方法的有效性，对本文方法、文献[5]方法和文献[6]方法的电网台区线损数据进行异常识别。其中，三种不同识别方法的准确率以及召回率测试结果如图 3 和图 4 所示。

分析图 3 和图 4 中的实验数据可知，如果准确率和召回率的取值越接近 100%，则说明识别性能越好。相比另外两种方法，本文所提方法得到的结果

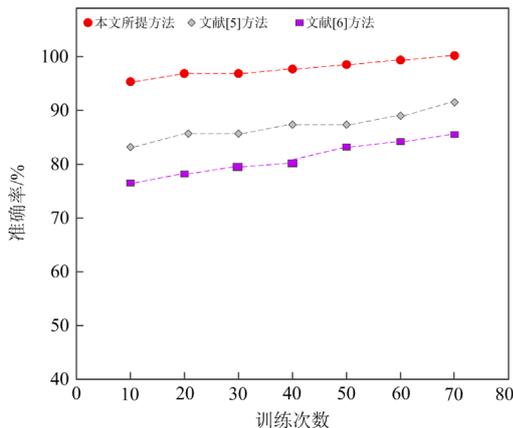


图 3 不同方法的识别准确率对比结果

Fig. 3 Comparison results of recognition accuracy of different methods

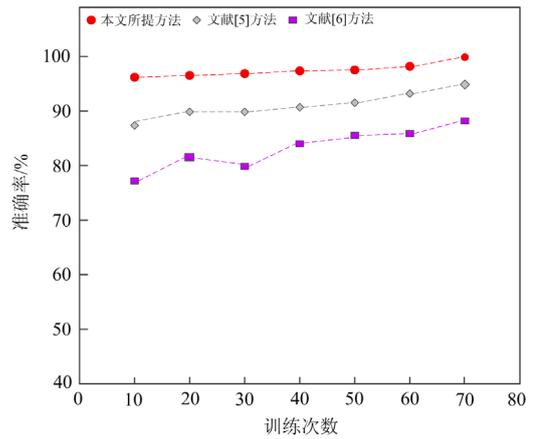


图 4 不同方法的召回率对比结果

Fig. 4 Comparison results of recall rates of different methods

更接近 100%，充分证明所提方法具有较好的识别性能。因为本文方法采用了二维小波阈值去噪方法对电网台区线损数据进行去噪处理，从而提高数据异常识别准确性。

为了进一步验证本文方法的有效性，对三种方法的电网台区线损数据异常识别时间进行对比分析，对比结果如图 5 所示。

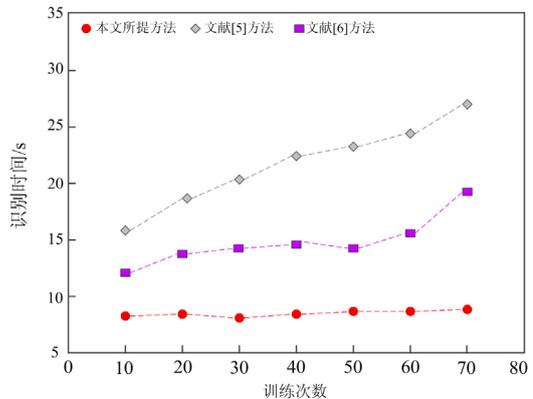


图 5 不同方法的识别时间对比结果

Fig. 5 Comparison results of recognition time of different methods

根据图 5 可知，本文方法的电网台区线损数据异常识别时间在 10 s 内，比文献[5]方法和文献[6]方法的电网台区线损数据异常识别时间短。因为本文使用 Hasusdorff 距离计算线损数据相似性，在时间特征上结合电网台区线损数据的传输速度以及方向等相关信息，借助时间序列中的多维特征对 Hasusdorff 距离函数进行改进，确保最终得到计算结果的准确性，从而提升算法的运算效率。

3 结语

随着电网规模的持续增加, 人工进行电网台区线损数据异常识别的难度持续增加。为此, 本文提出一种基于多维特征的电网台区线损数据异常识别方法。通过二维小波阈值去噪方法对电网台区线损数据进行去噪处理, 并以此为基础, 计算线损数据之间的相似性, 组建相似性矩阵, 采用聚类算法识别电网台区线损数据异常。实验表明, 本文所提方法能够有效提升准确率和召回率, 同时还能够更加精准地识别异常电网台区线损数据。

参考文献

- [1] 谢荣斌, 杜帆, 程湘, 等. 三相不平衡及谐波对三相四线低压配电网线损的影响[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 22-30.
XIE Rongbin, DU Fan, CHENG Xiang, et al. The influence of three-phase unbalance and harmonics on the line loss of three-phase four-wire low-voltage distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 22-30.
- [2] 丁忠安, 高琛, 蒋敏敏, 等. 基于专家样本库和最小二乘支持向量机的配电网线损率预测模型[J]. 水电能源科学, 2020, 38(3): 195-198, 194.
DING Zhong'an, GAO Chen, JIANG Minmin, et al. Forecasting model of distribution network line loss rate based on expert sample database and least squares support vector machine[J]. Hydropower Energy Science, 2020, 38(3): 195-198, 194.
- [3] 杨茂, 黄鑫. 基于光照过程特征分析的光伏功率异常数据识别算法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(6): 64-69.
YANG Mao, HUANG Xin. Photovoltaic power anomaly data recognition algorithm based on characteristic analysis of illumination process[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(6): 64-69.
- [4] 洪翠, 付宇泽, 郭谋发, 等. 改进多分类支持向量机的配电网故障识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1): 7-15.
HONG Cui, FU Yuze, GUO Moufa, et al. Improved multi-class support vector machine based fault identification method for distribution network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(1): 7-15.
- [5] 张国芳, 刘通宇, 温丽丽, 等. 基于变分自编码器的日线损率异常检测研究[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2020(5): 155-164.
ZHANG Guofang, LIU Tongyu, WEN Lili, et al. Research on abnormal detection of daily loss rate based on a variational auto-encoder[J]. Journal of East China Normal University (Natural Science Edition), 2020(5): 155-164.
- [6] 李清涛, 任宇驰, 王远, 等. 基于神经网络全连接层优化的线损异常诊断方法研究[J]. 电气应用, 2020(4): 82-88.
LI Qingtao, REN Yuchi, WANG Yuan, et al. Research on diagnosis method of abnormal line loss based on the fully connected layer of artificial neural network[J]. Electrotechnical Application, 2020(4): 82-88.
- [7] 欧阳敏, 王大为, 李志娜, 等. 基于压缩感知的小波阈值和 CEEMD 联合去噪方法[J]. 地球物理学进展, 2019, 34(2): 615-621.
OUYANG Min, WANG Dawei, LI Zhina, et al. Combined wavelet threshold and CEEMD denoising method based on compressed sensing[J]. Progress in Geophysics, 2019, 34(2): 615-621.
- [8] 罗元, 谭琴, 张毅. 基于 Teager 能量算子的改进阈值函数的去噪算法研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(5): 1478-1481.
LUO Yuan, TAN Qin, ZHANG Yi. Research on denoising algorithm of improved threshold function based on Teager energy operator[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(5): 1478-1481.
- [9] 傅成豪, 潘庭龙. 基于改进阈值的风机齿轮箱故障信号小波去噪方法研究[J]. 可再生能源, 2020, 38(9): 1197-1202.
FU Chenghao, PAN Tinglong. Research on wavelet denoising method of wind turbine gearbox fault signal based on improved threshold[J]. Renewable Energy, 2020, 38(9): 1197-1202.
- [10] 董利超, 郭兴明, 郑伊能. 基于 CEEMD 的心音信号小波包去噪算法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(9): 192-198, 222.
DONG Lichao, GUO Xingming, ZHENG Yineng. Research on wavelet packet denoising algorithm of heart sound signal based on CEEMD[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(9): 192-198, 222.
- [11] 朱红求, 胡浩南, 郑国梁, 等. 二分搜索的高质量紫外可见光谱信号重构算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(6): 1979-1983.
ZHU Hongqiu, HU Haonan, ZHENG Guoliang, et al. High-quality UV-Vis spectral signal reconstruction algorithm based on binary search[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(6): 1979-1983.
- [12] 白旭, 胡辉. 基于快速傅里叶变换和互相关的多频微弱信号重构法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(3): 168-175.
BAI Xu, HU Hui. Multi-frequency weak signal reconstruction method based on fast Fourier transform and cross-correlation[J]. Journal of Electronic Measurement

- and Instrument, 2019, 33(3): 168-175.
- [13] 潘晓, 马昂, 郭景峰, 等. 基于时间序列的轨迹数据相似性度量方法研究及应用综述[J]. 燕山大学学报, 2019, 43(6): 531-545.
PAN Xiao, MA Ang, GUO Jingfeng, et al. Overview of research and application of trajectory data similarity measurement method based on time series[J]. Journal of Yanshan University, 2019, 43(6): 531-545.
- [14] 袁培森, 翟肇裕, 钱淑韵, 等. 基于 Multi-probe LSH 的菊花花型相似性计算[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 208-215.
YUAN Peisen, ZHAI Zhaoyu, QIAN Shuyun, et al. Calculation of chrysanthemum flower pattern similarity based on multi-probe LSH[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 208-215.
- [15] 鲍海, 房国俊. 一种采用等效传输阻抗法的新型电气距离计算方法及其应用[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 244-250.
BAO Hai, FANG Guojun. A new method of calculating electrical distance using equivalent transmission impedance method and its application[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 244-250.
- [16] 王龙权, 陈小雕, 陈立庚. 点到 NURBS 曲线最近距离的快速计算方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(1): 26-30.
WANG Longquan, CHEN Xiaodiao, CHEN Ligeng. A fast calculation method for the shortest distance between a point and a NURBS curve[J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2019, 31(1): 26-30.
- [17] 张振宇, 林杰, 苗润生. 犹豫模糊语言凝聚式层次聚类算法与应用[J]. 统计与决策, 2019, 35(21): 71-74.
ZHANG Zhenyu, LIN Jie, MIAO Runsheng. Hesitation fuzzy language agglomerative hierarchical clustering algorithm and its application[J]. Statistics and Decision, 2019, 35(21): 71-74.
- [18] 陶洋, 邓行, 杨飞跃, 等. 基于 DTW 距离度量的层次聚类算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(1): 116-121.
TAO Yang, DENG Xing, YANG Feiyue, et al. Hierarchical clustering algorithm based on DTW distance measurement[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(1): 116-121.
- [19] 刘建锋, 张科墨, 高亮, 等. 基于继电保护信息与改进谱聚类分析的电网故障区域识别算法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 37-43.
LIU Jianfeng, ZHANG Kezhao, GAO Liang, et al. Power grid fault area identification algorithm based on relay protection information and improved spectral clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 37-43.
- [20] 吴迪, 汤小兵, 李鹏, 等. 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 81-85.
WU Di, TANG Xiaobing, LI Peng, et al. Condition monitoring technology of relay protection device in substation based on deep neural network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 81-85.
- [21] 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. Identification method for abnormal line-transform-meter topology of cable distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 44-50.
- [22] 倪良华, 闻佳妍, 张晓莲, 等. 基于受冲击与断开后果脆弱度的电网关键线路识别[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 81-87.
NI Lianghua, WEN Jiayan, ZHANG Xiaolian, et al. Identification of critical lines in power grid based on vulnerability of impact and disconnection[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 81-87.
- [23] 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.
- [24] 郁家麟, 顾韬, 沈浚, 等. 基于 RF-CPSO-LSSVM 的日线损率置信区间预测研究[J]. 浙江电力, 2020, 39(7): 60-65.
YU Jialin, GU Tao, SHEN Jun, et al. Confidence interval forecasting of daily line loss rate based on RF-CPSO-LSSVM[J]. Zhejiang Electric Power, 2020, 39(7): 60-65.
- [25] 游文霞, 申坤, 杨楠, 等. 基于 AdaBoost 集成学习的窃电检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 151-159.
YOU Wenxia, SHEN Kun, YANG Nan, et al. Research on electricity theft detection based on AdaBoost ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 151-159.

收稿日期: 2021-10-24; 修回日期: 2021-12-28

作者简介:

林宝德(1976—), 男, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为电网信息化与大数据应用; E-mail: treebaby5tjad@163.com

杨铮宇(1991—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电网信息化与大数据应用。

(编辑 张爱琴)