

# 基于 KLDA-INFLO 的继电保护整定 数据异常识别方法

董小瑞, 孙 伟, 樊群才, 李 鑫

(国网山西省电力公司运城供电公司, 山西 运城 044000)

**摘 要:**当前电力系统存在规模不断扩大、功率输入来源不断增多以及用电需求不断上升等现状,电网中出现电力运行扰动的频率不断增加,对继电保护稳定性提出了更高的要求。为实现对继电保护系统在运行过程中潜在扰动的及时应对,构建运行数据异常检测方法实施预警和分析。首先,采用基于核函数的线性判别分析(KLDA)模型,实现原始数据的降维处理从而达到降低运算负担、加快响应时间的效果;其次,结合基于被动式异常因子检测(INFLO)模型,依据运行整定参数正常数值范围,能够及时发掘异常节点,从而对异常运行状况做出快速反应;最后,以某地区配电网继保设施监测数据为例进行仿真分析,结果表明:该方法具有较高的异常检测性能,能够实现针对安全风险自动校核与管控。

**关 键 词:**异常检测;数据挖掘;继电保护系统;KLDA-INFLO

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2022.06.015 中图分类号:TM863 文章编号:1673-9140(2022)06-0132-06

## A detection method for anomalies in protection relay setting based on the KLDA-INFLO

DONG Xiaorui, SUN Wei, FAN Quncai, LI Xin

(Yuncheng Power Supply Company, State Grid Shanxi Electric Power Company, Yuncheng 044000, China)

**Abstract:** Nowadays, the scales of power systems are enlarging, the types of input power sources are increasing, and the energy demands are also raising. Hence, the disturbance in grids become more frequent, which request a more reliable protection relay system. To achieve the timely response for the potential disturbances in protection relay systems, this paper establishes anomaly detection method for warning and analyzing such disturbances. Firstly, the Kernel Linear Discriminant Analysis (KLDA) model is utilized to reduce the dimensionality of input data, thus to decrease the computation burden and accelerate the response. Then, the Influenced Outlierness (INFLO) anomaly detection is designed. This model can find the outliers in time according to the common range of operation setting parameters, and thus to swiftly response to anomaly conditions. Finally, an empirical study which is based on the protection relay system in one operating distribution network is conducted. The results show that the performance of the proposed method is satisfying, and can be deployed to monitor or manage the countermeasures for potential risks.

**Key words:** anomaly detection; data mining; protection relay system; KLDA-INFLO

收稿日期:2021-07-16;修回日期:2022-10-11

基金项目:国网山西省电力公司科技项目(5205M02000xb)

通信作者:董小瑞(1977—),男,高级工程师,主要从事调度运行、继电保护的研究;E-mail:lw120120724@126.com

近年来,由于电网互联、大规模间歇式能源的并网运行、柔性交流输电系统的投运,使得电力系统的结构、协调控制日趋复杂,导致电力系统的安全稳定运行问题愈加突出<sup>[1-2]</sup>。而作为电网安全稳定运行必不可少的二次设备之一,确保继电保护系统正常运行状态的重要性日趋上升。

为此,研究者们针对系统运行状态的检测评估提出了多种途径。文献[3]利用局部放电信号实施继电保护设备异常工作状态的检测;文献[4-5]采用继电保护设备的红外图像进行缺陷探测分析;文献[6-7]通过巡查机器人进行继电保护的异常状况挖掘。此类方法具有检测准确、能够及时处理等优势,但也存在成本预算高、落地难度大等限制。

通常,继电保护系统运行过程中潜在的突然改变常常会引起运行参量的波动,例如电流、功角、频率、功率等。这类数据的波动往往预示着系统运行状态的扰动,是故障发生的先兆,严重威胁着继电保护系统的正常动作。随着基于相量测量装置(phase measurement unit, PMU)以及测量系统(wide area measurement system, WAMS)技术的日趋成熟,已能够实现全网同步采集机组和线路信息,记录系统的动态过程并提供扰动触发的暂态运行状态数据,为系统安全稳定评估与监控提供了强有力的信息支撑<sup>[8]</sup>。因此,利用动态监测数据对继电保护系统扰动进行分析是可行解决途径之一<sup>[9]</sup>。

近年来,基于运行数据进行系统异常状态检测成为学者研究的重点方向之一<sup>[10]</sup>。文献[11]利用高斯混合聚类针对电力工控系统进行异常检测;文献[12]设计了云计算电力异常大数据检测系统;文献[13]结合粒子群优化 BP 神经网络和改进谱聚类进行异常数据检测;文献[14]建立了层次光伏异常运行扰动检测模型;文献[15]通过云理论分析智能电表故障。上述方法能够较好地实现系统异常运行状态检测,有效改善成本及可行性,但在高维度、多设备的场景中,方法的全面性还可进一步地提升。

为此,本文结合基于核函数的线性判别分析(kernel linear discriminant analysis, KLDA)模型和被动式异常因子检测(influenced outlierness, IN-FLO)异常检测模型,针对继电保护系统提出运行状态数据异常检测方法,其中,实施高维度输入数据

的降维,并以运行参数正常数值范围作为稳定区域,发掘偏离该区域的异常节点,从而对异常运行状况做出快速反应。基于某区域配电网中的继保设施监测数据进行实例仿真分析,论证该方法具有较好的异常检测性能,能够有效识别潜在运行扰动信息。相较其他模型,该方法的优势在于能够基于相同流程应对处理继保系统中不同设备、参数的异常排查,有效提升全面性和可行性。

## 1 基于 KLDA 的数据降维模型

为进一步地加以分析与应用,输入数据必须经过相应预处理环节,从而能够提供内容有效、规模较小、较为纯净的训练与测试数据,其中,对于输入数据的降维是数据预处理的关键步骤。考虑到数据的非线性特性,采用基于 KLDA 的方法寻求最佳投射方式,求解出相对重要的输入特征,以实现降低运算负担、加快反应时间、易于将结果视觉化的目的。

### 1.1 线性判别分析模型的构建

线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)模型是一种有效的模式识别算法<sup>[16]</sup>,其本质思路是以最大、最小化样本类内间距为原则,将高维特征样本投影到可分离性最佳的鉴别矢量空间,达到特征抽取与特征空间维数缩减的目的。LDA 通常基于 Fisher 准则函数实现数据点的投射,继而实现降维的目的。

LDA 的映射过程可描述为通过一个变换基  $\mathbf{W}$  作为映射向量,使得数据点  $X$  经过基变换得到新数据  $Y$ ,即  $Y = \mathbf{W}^T X$ 。对二分类的 LDA,假设存在  $m$  个  $n$  维特征的样本  $X^i$ ,包含类  $c_1$  的样本  $n_1$  个,类  $c_2$  的样本  $n_2$  个,则类别  $i$  的均值  $m_i$  及类别  $i$  投影后的均值  $\bar{m}_i$  可定义如下:

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in i} x \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \bar{m}_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{y \in Y_i} y = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in Y_i} \mathbf{W}^T X = \\ &= \frac{1}{n_i} \mathbf{W}^T \sum_{x \in i} x = \mathbf{W}^T m_i \end{aligned} \quad (2)$$

可以看出,投影后的中心点就是样本中心点的投影。理论上讲,使得投影后的数据中心点距离最远的时候即为最佳投影,此时得出优化函数:

$$J'_{(w)} = |W^T(m_1 - m_2)| \quad (3)$$

以二维数据为例,数据点投影方式分为 2 种,如图 1 所示,若数据点采用图 1(a)投影方式,则投影到接近  $X_1$  轴的直线上时,能够确保投影后类别间距较大,但会导致类别间有重叠,故不同类别可分离性较差;相反,若采用图 1(b)投影方式,则投影到接近  $X_2$  轴的直线上时,尽管类别间距较小,但不同类别间可分离。因此,优化目标的过程中还要考虑方差,方差越大越难分离;方差越小越能达到预期目标。

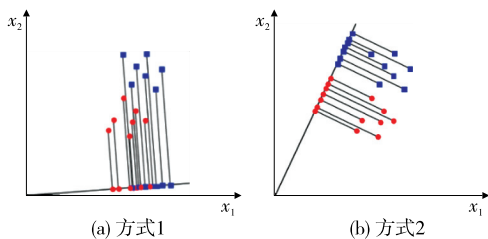


图 1 数据点投影

Figure 1 Possible projections of data points

定义投影后的方差为

$$\bar{s}_i = \sum_{x \in C_i} W^T(x - m_i)(x - m_i)^T W \quad (4)$$

因此,目标优化函数可写为

$$J'_{(w)} = \frac{|\bar{m}_1 - \bar{m}_2|^2}{(\bar{s}_1)^2 + (\bar{s}_2)^2} \quad (5)$$

进一步化简为

$$J'_{(w)} = \frac{W^T S_B W}{W^T S_w W} \quad (6)$$

求解特征解可得:

$$S_w^{-1} S_B W = \gamma W \quad (7)$$

可以看出,  $\gamma$  为  $S_w^{-1} S_B$  的特征解,  $W$  为  $S_w^{-1} S_B$  的特征向量。因此,目标函数  $J'_{(w)}$  优化问题可转换成对  $S_w^{-1} S_B$  的特征分解。由以上推导过程可知,  $S_w^{-1} S_B$  可由均值和方差表示,故只需求出数据的均值和方差即可求出最佳的投影方向  $W$ 。按以上思路,图 1(a)所示数据经 LDA 投影的效果如图 1(b)所示。

### 1.2 核函数的设计

核函数 Kernel 是对映射空间相似性的度量,其数学表达式为

$$k(x, x') = \langle \varphi(x), \varphi(x') \rangle \quad (8)$$

Kernel 可用作任何在点积或相关范数过程中定义的泛化<sup>[17]</sup>。较为常见的是使用 Kernel 作为基础的支持向量机(support vector machines, SVM)、

高斯过程(gaussian processes, GP)、神经网络(neural network, NN)等。

Kernel 主要通过一个映射函数  $\varphi$  将数据从输入空间映射到一个特征空间,这种映射能够确保数据变得更加容易分离,继而促进 LDA 的运行效果,如图 2 所示。

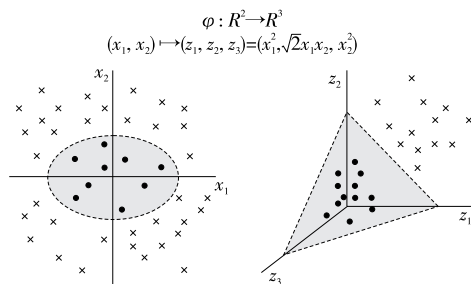


图 2 核函数

Figure 2 An example of Kernel function

常用 Kernel 函数包括 Linear、Radial basis 以及 Sigmoid 等。依据应用场景中潜在数据呈非线性分布的特点,本文选择 Sigmoid,其数学表达式为

$$k(x_i, x_j) = \arctan(mx_i^T x_j + c) \quad (9)$$

其中,  $c$  为常数,可控制低阶项的长度,本文取 1。

## 2 基于 INFLO 的数据异常检测模型

### 2.1 基于数据密度异常检测设定

基于密度的异常数据检测方法通常将数据点分为 3 类:核心点、边界点、噪声点,如图 3 所示。基于此,异常检测算法将相互间距离小于 Eps 的数据点置于一个簇内,与核心点距离小于 Eps 的边界点被置于该核心点的簇中,而大于或等于 Eps 的则为异常或噪声点。

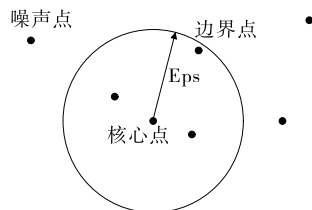


图 3 密度异常检测原理

Figure 3 Illustration of outlier detection by data density

### 2.2 基于局部异常因子的异常检测

局部异常因子(local outlier factor, LOF)算法主要依照局部密度来划分<sup>[18]</sup>。通过比较单个数据

点和其周边点的局部密度值,相近点被组合在聚集区域而处于明显较低密度区域的点则被剥离出来,并被划分为异常点。其中,用于衡量局部密度的距离一般被称为可触及距离。假设  $d^k(A)$  为数据点  $A$  和第  $k$  个最近周边节点之间的距离,则可触及距离(reachable distance, RD)可表示为

$$R^k(A, B) = \max\{d^k(o), d(A, B)\} \quad (10)$$

式中  $B$  为核心节点。

由式(10)可知,数据点  $A$  的 RD 为  $A$  到  $B$  的距离,但不能小于  $d^k(A)$ 。基于此,可推导数据点  $A$  的局部可触及密度(local reachable density, LRD),其数学表达为

$$L_k(A) = \frac{1}{\frac{\sum_{B \in k(A)} R^k(A, B)}{\text{Card}(k(A))}} \quad (11)$$

式中  $k(A)$  为数据点  $A$  的  $k$  个近邻点;  $\text{Card}(k(A))$  为满足数据点  $A$  的  $k$  近邻域内所有数据点的基数。

由式(11)可得,数据点  $A$  的 LRD 实际是到其全部  $k$  个邻近点的平均可触及距离的倒数,即  $A$  可以被所有邻近点触及到的距离。将 LRD 与邻近节点加以比较,可得数据点  $A$  的 LOF 异常判据,其数学表达如下:

$$P_k(A) = \frac{\sum_{B \in k(A)} \frac{L_k(B)}{L_k(A)}}{\text{Card}(k(A))} \quad (12)$$

式中  $P_k(A)$  为  $A$  点是否为 LOF 异常点的判据分值。若  $P_k(A)$  得分值约等于 1,则证明该节点所在区域密度和邻近区域相差不大,即为稳定点;若大于 1,则代表为异常点。

### 2.3 INFLO 异常检测模型的建立

一方面,对于多数系统而言,数据点的正常与否并不需要一个明确的界限。因此,仅需对产生最大不利影响的异常数据点加以检测,从而可不计一些影响极小的异常点。基于此,实施异常检测运算时无需针对所有数据点进行甄别,在监测获得足够范围的异常点后即可停止运算,从而大大降低运算成本;另一方面,在某些情况下,不同密度的数据聚集区域间的距离较短,会对 LOF 的判断产生影响<sup>[19]</sup>。如图 4 所示,节点  $B$  相较于节点  $A$  或  $C$  拥有更大的  $P_k$  值,但实际上  $A$  和  $C$  才是异常点。

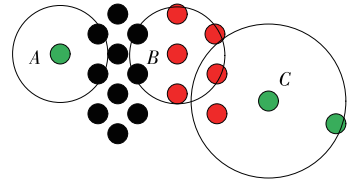


图 4 不同簇密度影响示意

Figure 4 Illustration of impact of densities in different groups

针对 LOF 在上述运算成本和误判概率这两方面的限制,本文采用改进后的 INFLO 算法实施数据异常检测。一方面,与 LOF 算法不同,INFLO 通过设立运算结果上、下界限,并将结果自下限开始增加的形式记录异常检测阈值内的结果,到达阈值后即停止运算;另一方面,在 INFLO 算法中,邻近区域节点的对称关系被加以考虑。假设节点  $A$  的影响范围为  $\mathcal{D}(A)$ ,则  $\mathcal{D}(A)$  同时包括其 knn 区域  $k(A)$  以及逆 knn 区域  $k^R(A)$ ,以图 5 为例,  $\mathcal{D}(A) = \{B_1, B_2, B_4\}$ 。

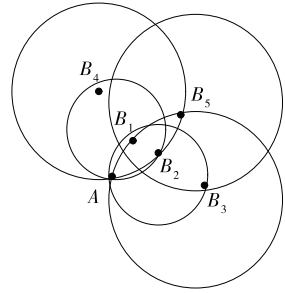


图 5 数据点  $A$  作用范围图例

Figure 5 An example: influence range of a data point  $A$

此外,可定义数据点  $A$  的自身密度为

$$D(A) = \frac{1}{d^k(A)} \quad (13)$$

结合上述讨论,INFLO 异常判据可由节点在周边区域内的平均密度和自身密度的比值求解,其数学表达为

$$I_k(A) = \frac{\frac{\sum_{B \in k(A)} D(A)}{\text{Card}(k(A))}}{D(A)} \quad (14)$$

式中  $I_k(A)$  为  $A$  点是否为 INFLO 异常点的判据分值。若其值约等于 1,则证明该节点所在区域密度和邻近区域相差不大,即为稳定点;若大于 1,则代表为异常点。

### 3 算例分析

本文依据位于中部某省某 10 kV 配电网中的继电保护系统进行示例仿真,分别面向运行扰动以及不合理整定数值的检测。为此,采用两类数据:①该继保所在系统的运行数据,共计 6 210 组,包括电压幅值、频率、功率因数、峰期和谷期运行电流等,如表 1 所示;②该系统中不同保护装置过流保护整定值,装置共计 101 处,包含过流 I、II、III 段电流整定值,如表 2 所示。以系统运行状态中的频率、电压 2 个特征为例,随机采用 1 500 个数据组,基于 KLDA-INFLO 方法的检测结果如图 6 所示。

表 1 运行数据示例

Table 1 Example data of operational conditions

电压幅值/kV	频率/Hz	功率因数	运行电流/A	
			峰期	谷期
10.288	50.023	0.970	150.754	66.719
10.156	50.252	0.978	148.855	65.390
9.906	49.967	0.983	148.844	66.596

表 2 整定数据示例

Table 2 Example data of relay setting

安装处	保护名称	整定值/A
架空线 U 点	过流 I 段	3 368.3
	过流 II 段	1 592.1
	过流 III 段	585.5
地下电缆 V 点	过流 I 段	1 673.2
	过流 II 段	902.3
	过流 III 段	355.9
架空分支线 W 点	过流 I 段	675.6
	过流 II 段	488.1

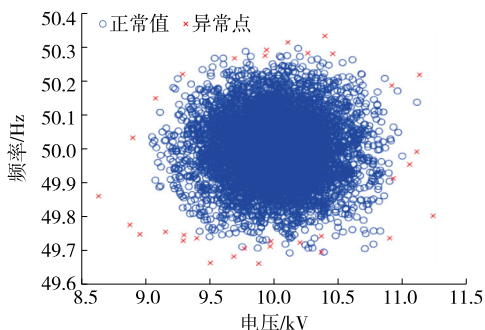


图 6 KLDA-INFLO 图例

Figure 6 An example of KLDA-INFLO output

针对全部两类数据实施仿真验证,将每一组数据所在时刻是否实际出现扰动,以及每一处设施实际存在不正常定值作为验证指标,并分别定义为“1”和“0”。为测试所提出 KLDA-INFLO 方法的检测性能,将仿真结果分别与未采用降维处理的 INFLO 方法、LOF 模型以及基于密度的 DBSCAN 算法的仿真结果进行比对,如图 7 所示。

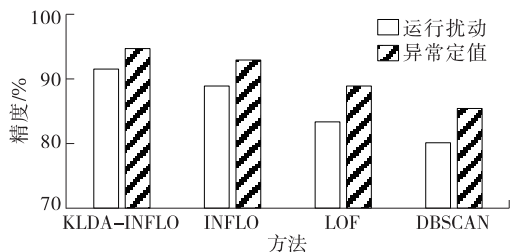


图 7 异常检测结果对比

Figure 7 Performance comparison of outlier detection

由图 7 可以看出,所提出 KLDA-INFLO 方法具有最高的准确度,且无需区分系统中的不同场景、设备。由于定值数据整体数据容量以及维度较低,检测准确性相对较高;此外,INFLO、LOF、DBSCAN 方法检测准确度依次递减,论证了在模型构建完善度方面,前者相对后者拥有较为显著的进步;最后,对比 KLDA-INFLO 和普通 INFLO 的结果,可以发现准确度相差幅度有限。这是由于仿真实例数据整体维度不高,因为降维作用相对有限。但在未来的应用中,面对潜在的高维度大容量数据,降维步骤效果必然更为明显,是必不可少的环节。

### 4 结语

本文针对继电保护系统中潜在的运行扰动与整定异常,提出基于数据挖掘的异常检测算法,能够较好地应对多维度数据下的异常情况监测与预警。

1)构建 KLDA 模型,实现原始数据的降维处理,能够有效应对高维数据环境,并实现降低运算负担、加快响应时间的作用;

2)设计 INFLO 方法,直接依据运行整定参数正常范围及时检测异常数据,无需具体区分系统中的不同场景、设备,可以全面有效地针对异常状况做出快速反应。

## 参考文献:

- [1] ANAGNOSTOU G, BOEM F, KUENZEL S, et al. Observer-based anomaly detection of synchronous generators for power systems monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 4228-4237.
- [2] 李泽文, 曾祥君, 夏翊翔, 等. 高压交流输电线路故障行波定位技术综述[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2022, 19(3): 104-121.
- LI Zewen, ZENG Xiangjun, XIA Yixiang, et al. Review of traveling wave fault location technology for high voltage AC transmission lines[J]. Journal of Changsha University of Science & Technology (Natural Science), 2022, 19(3): 104-121.
- [3] 罗思敏, 田妍, 郑服利, 等. 开关柜局部放电检测技术应用[J]. 高压电器, 2020, 56(4): 204-208.
- LUO Simin, TIAN Yan, ZHENG Fuli, et al. Application of partial discharge detection technology in switchgear [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(4): 204-208.
- [4] 黄锐勇, 戴美胜, 郑跃斌, 等. 电力设备红外图像缺陷检测[J]. 中国电力, 2021, 54(2): 147-155.
- HUANG Ruiyong, DAI Meisheng, ZHENG Yuebin, et al. Defect detection of power equipment by infrared image[J]. Electric Power, 2021, 54(2): 147-155.
- [5] 王旭红, 李浩, 樊绍胜, 等. 基于改进 SSD 的电力设备红外图像异常自动检测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 302-310.
- WANG Xuhong, LI Hao, FAN Shaosheng et al. Infrared image anomaly automatic detection method for power equipment based on improved single shot multi box detection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(S1): 302-310.
- [6] 迟清, 万康鸿, 袁福祥, 等. 融合粒子滤波和环境标签矫正的巡检机器人自主定位算法[J]. 智慧电力, 2021, 49(4): 101-107.
- CHI Qing, WAN Kanghong, YUAN Fuxiang, et al. Autonomous localization algorithm of inspection robot based on particle filter and environmental label correction[J]. Smart Power, 2021, 49(4): 101-107.
- [7] 杨学杰, 李思毛, 李建业, 等. 面向巡检机器人的电力设备状态检测算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(3): 201-205+210.
- YANG Xuejie, LI Simao, LI Jianye, et al. Research on algorithm for equipment condition monitoring based on inspection robot[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(3): 201-205+210.
- [8] 黄容生. 基于同步相量测量装置的主动配电网 LTE 通信安全研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(9): 63-67+75.
- HUANG Rongsheng. Research on LTE communication security of active distribution network based on synchronized phasor measurement device[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(9): 63-67+75.
- [9] 叶远波, 刘宏君, 张兆云, 等. 基于广域信息的继电保护实时评价研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(13): 150-157.
- YE Yuanbo, LIU Hongjun, ZHANG Zhaoyun, et al. Research on real-time evaluation of relay protection based on wide area information[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 150-157.
- [10] 王雷, 陈莹, 杨茗, 等. 基于云平台的计量运行数据深化应用与故障智能识别研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(7): 87-92+105.
- WANG Lei, CHEN Ying, YANG Ming, et al. Research on deepening application and fault intelligent recognition of metering operational data based on cloud platform[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(7): 87-92+105.
- [11] 李佳玮, 吴克河, 张波. 基于高斯混合聚类的电力工控系统异常检测研究[J]. 信息安全, 2021(3): 53-63.
- LI Jiawei, WU Kehe, ZHANG Bo. Research on anomaly detection of power industrial control system based on gaussian mixture clustering[J]. Netinfo Security, 2021(3): 53-63.
- [12] 罗兰溪, 李科, 孔德诗, 等. 基于云计算的电力异常大数据检测系统设计[J]. 电子设计工程, 2021, 29(2): 81-84+89.
- LUO Lanxi, LI Ke, KONG Deshi, et al. Design of power anomaly big data detection system based on cloud computing[J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(2): 81-84+89.
- [13] 黄锦增, 乡立, 段炼. 用于电力数据管理分析的负荷预测与异常检测[J]. 信息技术, 2021(1): 115-120.
- HUANG Jinzeng, XIANG Li, DUAN Lian. Load forecasting and anomaly detection for power data management system[J]. Information Technology, 2021(1): 115-120.

- of electric vehicles based on Sigmoid cloud model considering the uncertainty of demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(21): 6913-6925.
- [9] 辛锐,张瑜,郝保中,等.考虑响应不确定性的高比例可再生能源微电网优化策略[J].供用电, 2021, 38(9): 35-41.  
XIN Rui, ZHANG Yu, HAO Baozhong, et al. Optimization strategy of high proportion renewable energy microgrid considering response uncertainty[J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(9): 35-41.
- [10] 陈海瑞,米增强,贾雨龙,等.计及电价不确定的电动汽车聚合商区间调度策略[J].电测与仪表, 2021, 58(12): 24-30.  
CHEN Hairui, MI Zengqiang, JIA Yulong, et al. Interval scheduling strategy for electric vehicle aggregator considering uncertainty of electricity price[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(12): 24-30.
- [11] 陈奎,马子龙,周思宇,等.电动汽车两阶段多目标有序充电策略研究[J].电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 65-72.  
CHEN Kui, MA Zilong, ZHOU Siyu, et al. Charging control strategy for electric vehicles based on two-stage multi-target optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 65-72.
- [12] 林国营,卢世祥,郭昆健,等.基于主从博弈的电网公司需求响应补贴定价机制[J].电力系统自动化, 2020, 44(10): 59-68.  
LIN Guoying, LU Shixiang, GUO Kunjian, et al. Stackelberg game based incentive pricing mechanism of demand response for power grid corporations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(10): 59-68.
- [13] 沈运帷,李扬,焦系泽,等.新电改背景下需求响应成本效益分析及其融资渠道[J].电力自动化设备, 2017, 37(9): 124-130+138.  
SHEN Yunwei, LI Yang, JIAO Xize, et al. Cost-benefit analysis and financing channels for demand response under electric reform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9): 124-130+138.
- [14] 唐佳,王丹,贾宏杰,等.基于元模型辅助粒子群算法的主动配电网最优经济运行[J].电力系统自动化, 2018, 42(4): 95-103.  
TANG Jia, WANG Dan, JIA Hongjie, et al. Optimal economic operation of active distribution networks based on hybrid algorithm of surrogate model and particle swarm optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(4): 95-103.
- 
- (上接第 138 页 Continued from page 138)
- [14] ZHAO Y Y, LIU Q, LI D S, et al. Hierarchical anomaly detection and multimodal classification in large-scale photovoltaic systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(3): 1351-1361.
- [15] 江剑峰,张垠,田书欣,等.基于云理论的智能电能表故障数据分析[J].电力科学与技术学报, 2020, 35(2): 163-169.  
JIANG Jianfeng, ZHANG Yin, TIAN Shuxin, et al. Fault data analysis of smart electricity meter based cloud theory[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(2): 163-169.
- [16] DORNAIKA F, KHODER A. Linear embedding by joint robust discriminant analysis and inter-class sparsity[J]. Neural Networks, 2020, 127(1): 141-159.
- [17] 陈建华,王磊,巨云涛.基于 Mean-shift 聚类的大规模新能源对电网线损影响评估方法[J].供用电, 2021, 38(2): 59-64+76.  
CHEN Jianhua, WANG Lei, JU Yuntao. Evaluation method of large scale new energy impact on power grid line loss based on Mean-shift clustering[J]. Distribution & Utilization, 2021, 38(2): 59-64+76.
- [18] 徐杰彦,许雯旻,褚渊,等.区域尺度住宅建筑日电负荷模型构建方法研究[J].中国电力, 2020, 53(8): 29-39.  
XU Jieyan, XU Wenyang, CHU Yuan, et al. Residential electricity load model construction in district scale[J]. Electric Power, 2020, 53(8): 29-39.
- [19] KUMAR G, RAJANARAYAN B, PRUSTYB D. Review of preprocessing methods for univariate volatile time-series in power system applications[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 191(1): 10-14.