

融合时空信息的高比例分布式光伏低压台区户变识别方法

陆春光¹, 王朝亮¹, 刘 炜¹, 孙 毅², 姜俊廷²

(1. 国网浙江省电力有限公司, 杭州 310014; 2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要:随着低压台区内高比例户用分布式光伏接入以及终端用户规模的扩大,基于电压相关性原理与能量供需平衡原理的传统户变关系识别算法准确率已无法满足低压台区的需求。针对上述问题,提出一种融合时空信息的两阶段户变关系识别算法。首先提取用户与低压配变的空位位置信息,基于低压配变的最大供电范围,实现户变关系的一阶段识别,优化下一阶段的迭代初始值。随后根据用户与低压配变的用能时间序列,建立基于能量供需平衡的时序关联卷积模型,实现低压台区户变连接关系识别。仿真表明,相较于传统算法,该方法在提升户变关系识别准确率与降低计算复杂度上具备显著优势。

关键词:户变关系识别; 低压台区; 高比例分布式光伏接入; 能量供需平衡

Transformer-customer identification method in low voltage station with high proportion distributed photovoltaic based on fusing spatial-temporal information

LU Chunguang¹, WANG Chaoliang¹, LIU Wei¹, SUN Yi², JIANG Juntong²

(1. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310014, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: With the high proportion of household distributed photovoltaic access in low-voltage distribution system and the expansion of customer scale, the accuracy of the traditional transformer-customer relationship identification algorithm based on the principle of voltage correlation and the principle of energy supply-demand balance can no longer meet the requirement of low-voltage station. To tackle these obstacles, a two-stage household variable relationship identification algorithm integrating spatial-temporal information is proposed. Firstly, the spatial location information of customers and transformers is extracted for identifying the transformer-customer relationship based on the maximum power supply range of transformer, and the results were utilized in optimizing the initial input value of the next stage. Subsequently, according to the time series of energy consumption of transformers and customers, a time-sequential incidence convolution model based on the principle of energy supply-demand balance is established to realize transformer-customer relationship identification in low voltage station. Simulation results demonstrated that compared with the traditional identification algorithms, the proposed method shows significant advantages in improving accuracy in identifying transformer-household relationships and reducing computational complexity.

Key words: transformer-customer identification; low voltage station; high proportion access of distributed photovoltaics; energy conservation

0 引言

低压台区用户在接入低压配电网时,通常需要提供正确的户变关系档案作为并网依据^[1]。户变关系是指一定范围内低压配电变压器与用电用户的从属连接关系。准确的户变连接关系能够为台区停电研判与故障定位等工作提供重要支撑^[2]。近年来,随着经济发展与城市化的不断推进,低压台区用户数量快速增长,导致台区户变关系频繁变动,加之少数用户存在私接、乱接现象^[3]以及高比例户

用分布式光伏的大量接入^[4],许多低压台区缺少正确的户变连接关系档案。因此,亟需一种适应当前环境的户变关系识别方法。

智能电能表在低压配电网的普及应用^[5-6],加强了电网对低压配电台区的感知能力,使得用户用电信息采集更为便捷,更为丰富的台区侧电气量数据为数据驱动的户变关系识别方法研究提供了重要支撑^[7-8]。现有研究方法主要采用电压相似性原理实现户变关系识别,即相同台区下用户的电气距离更近,具备更为相似的电压特性^[9]。文献[10]提出一种基于自适应分段聚合近似(adaptive piecewise aggregate approximation, APAA)与改进基于密度的有噪空间聚类算法的户变关系及相位识别算

收稿日期: 2024-01-08; 修回日期: 2024-03-31

基金项目: 国家电网有限公司总部科技项目(5700-202255476A-2-0-KJ)

法,通过对电压曲线特征进行分析与聚类,实现用户与变压器的匹配。文献[11]利用导数动态时间弯曲(derivative dynamic time warping, DDTW)算法对用户与变压器的电压序列进行相似性分析,随后通过基于密度的有噪空间聚类算法进行聚类,得到识别结果。文献[12]结合电压相关性原理与能量供需平衡原理,提出基于电压聚类与关联卷积的户变关系识别算法。然而,在用户大面积接入户用分布式光伏之后,由于光伏出力的波动性与随机性,低压配电网的电压特性产生了重大变化。因此,利用电压相关性的诸如k-means、基于密度的有噪空间聚类算法^[13]等聚类算法准确度将显著下降,无法作为主要方法进行户变关系识别^[14]。

为解决上述问题,本文提出一种融合时空信息的两阶段户变关系识别算法。具体地,针对原有电压聚类方法无法识别电压波动强的台区户变关系问题,提出考虑低压配变供电范围约束的一阶段户变关系识别方法,形成空间判定矩阵;其次,结合台区配变用电与用户负荷时间序列关联关系,提出基于能量供需平衡的二阶段时序关联卷积模型,结合一阶段识别结果,减少识别计算复杂度。通过仿真算例表明,所提方法能够在户用分布式光伏高比例接入、连接关系复杂的低压配电网中实现户变关系的准确识别,并相比于传统识别方法,计算复杂度显著降低。

1 融合时空信息的两阶段户变关系识别

针对现有电压相关性聚类识别效果受光伏出力波动影响,以及基于时序功率卷积的户变关系识别算法计算复杂度过高的问题,本节将结合变压器-用户的空间位置信息与用能时序数据,对户变关系进行两阶段识别,从而避免电压数据波动性增强对户变识别效果的影响。在第一阶段,提取各低压台区配电变压器与用电用户的空间位置信息,利用低压台区变压器的最大供电范围作为约束条件,对户变关系进行识别,辨识各用户从属于各台区变压器的可能性,并将识别结果提取为空间判定矩阵,对第二阶段时序关联卷积的输入变量矩阵进行简化,降低二阶段户变关系识别方法的计算复杂度。在第二阶段,构建基于能量供需平衡的时序关联卷积模型,进一步识别户变连接关系。

1.1 基于空间位置信息的户变关系识别

以图1中标注的用电用户为例,该用电用户到各台区变压器的直线距离分别为 d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 ,由于 d_1 、 d_2 、 d_3 均小于最大供电距离 r ,所以台区1、2、3变压器实际均有可能与该用电用户相连; d_4 大

于 r ,因此台区4变压器不可能与该用电用户存在连接关系。综上所述,位于两个或多个台区的供电范围内的用户难以直接通过供电距离实现户变关系的确定其所属的变压器。

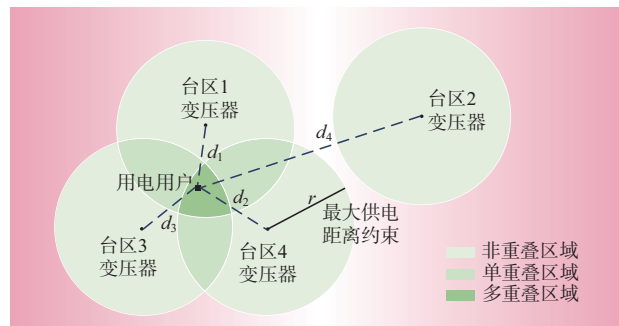


图1 低压配电系统用户-配变空间分布

Fig. 1 Transformer-customer space distribution of low-voltage distribution system

针对上述问题,本节构建基于空间位置信息的空间判定矩阵 $D=[D_1, D_2, \dots, D_j, \dots, D_J]^T$, $D_j=[d_{j,1}, d_{j,2}, \dots, d_{j,i}, \dots, d_{j,I}]$ 。其中

$$d_{j,i} = \begin{cases} 0 & d_{j,i} > r \\ 1 & d_{j,i} \leq r \end{cases} \quad (1)$$

式中: r 为最大供电距离约束; $d_{j,i}$ 为第 j 个变压器与第 i 个用户的连接情况,即当用户 i 与变压器 j 的距离大于 r 时,无连接可能,此时 $d_{j,i}=0$;反之 $d_{j,i}=1$,表示具备连接可能性。

户变连接关系空间判定矩阵有效表征用户与变压器的连接可能性,能够缩小下一阶段时序关联卷积的变量规模,降低识别算法的计算复杂度。

1.2 基于时序关联卷积的户变关系识别

在如图1所示的低压配电系统中,假设有 J 台变压器与 I 个用电用户,即 $j \in M=\{1, 2, \dots, i, \dots, J\}$, $i \in N=\{1, 2, \dots, i, \dots, I\}$,其中安装有户用分布式光伏的用户数量为 L , $L \leq I$;第 j 台变压器上连接的用户为 $\Omega_j=\{1, 2, \dots, i, \dots, n\}$ 。变压器 j 的用电量表示为 $E_j=[E_{1,j}, E_{2,j}, \dots, E_{T,j}]^T$,用户 i 的实际用电量为 $E_i^{\text{load}}=[E_{1,i}^{\text{load}}, E_{2,i}^{\text{load}}, \dots, E_{T,i}^{\text{load}}]^T$,用户 i 安装的分布式光伏出力为 $E_i^{\text{pv}}=[E_{1,i}^{\text{pv}}, E_{2,i}^{\text{pv}}, \dots, E_{T,i}^{\text{pv}}]^T$,若用户 i 未安装户用分布式光伏,则 $E_i^{\text{pv}}=0$ 。根据“自发自用,余电上网”的方式,该用户实际所需变压器提供的电量为

$$E_i = \begin{cases} E_i^{\text{load}} - E_i^{\text{pv}} & E_i^{\text{load}} > E_i^{\text{pv}} \\ 0 & E_i^{\text{load}} \leq E_i^{\text{pv}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: T 为时间序列;当 $E_i^{\text{load}} > E_i^{\text{pv}}$ 时, E_i 为 $E_i^{\text{load}} - E_i^{\text{pv}} = [E_{1,i}, E_{2,i}, \dots, E_{T,i}]$;当 $E_i^{\text{load}} \leq E_i^{\text{pv}}$ 时,即户用分布式光伏出力可以满足用户 i 的用电需求,此时用户 i 无需变压器对其提供额外电量。

为表征所有用户与各个变压器之间的连接关系,本节定义邻接矩阵 $A=[A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_J]^T$, 其中 A_j 代表第 j 个低压台区配电变压器的关联向量, $A_j=[a_{j,1}, a_{j,2}, \dots, a_{j,i}, \dots, a_{j,l}]$, 表征其与各个用户的连接关系; $a_{j,i} \in [0, 1]$, 若用户 i 与变压器 j 存在从属连接关系, 则 $a_{j,i}=1$, 反之 $a_{j,i}=0$ 。根据第 1.1 节的一阶段识别得到的户变连接关系空间判定矩阵 D , 现将邻接矩阵 A 更新如下

$$\hat{A}=[\hat{a}_{j,i}]=\left[\sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^l a_{j,i} d_{j,i}\right] \quad (3)$$

由此可以得到基于空间判定矩阵的户变连接关系矩阵 $\hat{A}$, 其中若 $d_{j,i}=0$, 即用户 i 与变压器 j 无连接可能性, 则 $\hat{a}_{j,i}=0$, 即该处无需设置变量; 若 $d_{j,i}=1$, 则 $\hat{a}_{j,i}$ 处需要设置未知变量。基于上述流程, 有效减小了需要进行时序关联卷积的变量规模, 降低后续计算复杂度。

根据能量供需平衡, 在 t 时刻变压器 j 与其下连接用户之间的用电量关系如下

$$E_{t,j} = \sum_{i=1}^l E_{t,i} + \zeta_{t,j} \quad i \in \Omega_j, j \in M \quad (4)$$

式中: $\zeta_{t,j}$ 为 t 时刻变压器 j 下连接线路及设备的电量损失。

以台区及用户电量为输入, 构建基于能量供需平衡的时序关联卷积户变识别模型, 则式(3)转化如下

$$\begin{cases} E_i * \hat{A} = E_j - \zeta_j \\ \text{s.t.} \quad \hat{a}_{j,i} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (5)$$

式中: “*” 代表时序关联卷积运算, 即输入矩阵与邻接矩阵对应元素相乘之和。在本文中, 输入矩阵为用户用电量数据矩阵, 邻接矩阵由每个低压台区配变所对应的关联向量组成。关联向量沿时间轴在用户数据矩阵上滑动, 步长为 1, 每移动一次, 计算一次覆盖面积的加权和。最后对整个输入矩阵进行遍历, 得到最终的邻接矩阵。

因此, 低压台区户变关系识别问题本质上为变压器与用户连接关联变量的求解问题。根据能量供需平衡原理, 本文以台区供能与用户需求间误差最小化为目标, 构建如下户变识别优化模型

$$\begin{aligned} \min R &= \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^l \|E_j - E_i * \hat{A}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad &a_{j,i} \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (6)$$

然而, 随着低压台区数量不断增多, 用户接入规模不断扩大, 上述优化模型愈加难以求解。因此, 利用 softmax 函数将二元变量 $a_{j,i}$ 松弛为连续变量 $a_{j,i}^s \in [0, 1]$, 以提高问题的可解性。softmax 函数如

下所示

$$a_{j,i}^s = \frac{e^{a_{j,i}}}{\sum_{k=1}^l e^{a_{j,k}}} \quad (7)$$

根据上式, 关联向量 $A_j=[a_{j,i}]_{(l \times l)}$ 可转化为 $A_j^s=[a_{j,i}^s]_{(l \times l)}$, 且满足变量之和为 1。在优化模型中, 变量 $a_{j,i}^s$ 数值越接近 1, 表明其对应的变压器与用户的关联性越强; 越接近 0, 表明关联性越弱。当变量越接近于 0 或 1 时, 表明优化效果越好; 当越接近于中间数值时, 表明该用户与变压器的连接关系难以辨别。

根据式(7), 户变识别优化模型可以转化为

$$\begin{aligned} \min R &= \sum_{j=1}^J \sum_{i=1}^l \|E_j - E_i * \hat{A}^s\|^2 \\ \text{s.t.} \quad &a_{j,i}^s \in [0, 1] \end{aligned} \quad (8)$$

在求得矩阵 $\hat{A}$ 后, 将每个关联向量 j 中概率数值最大的变量所对应的用户 i 作为连接该变压器的设为 1, 其余变量数值设为 0 即得到所选地区各变压器与用户的户变连接关系。

2 算例仿真

首先, 依据所选台区与用户的空间位置信息, 提取空间位置坐标进行第一阶段的户变关系识别。依据经验, 将配电半径 r 设定为 500 m。则根据本文所提方法, 以台区变压器为圆心, 以 r 为半径画圆, 位于非重叠区域内的用户归属于距离最近的台区变压器。得到的识别结果如表 1 所示。

表 1 一阶段户变关系识别结果

Table 1 Identification results of first-stage transformer-customer relationship

变压器	可识别用户数/ 户	待识别用户数/ 户	一阶段识别 率/%
1	7	13	35
2	2	18	10
3	6	14	30
4	5	15	25
5	9	11	45
6	3	17	15
7	5	15	25
8	8	12	40
9	4	16	20
10	12	8	60

由表 1 可知, 经过第一阶段的户变关系识别, 待研判的 20 个台区变压器下均包含部分可识别用户 (非重叠区域) 以及待识别用户 (重叠区域), 根据第一阶段得到的识别结果, 设定空间判定矩阵并优化

时序关联卷积中邻接矩阵内的部分变量数值,基于能量供需平衡对未明确归属结果的重叠区域用户进行第二阶段低压台区户变关系识别,得到的识别结果热力图如下所示,其中,色阶越深代表概率越接近1,反之则越接近0。

电压相关性聚类户变关系识别结果热力图、关联卷积户变关系识别结果热力图和两阶段户变关系识别结果热力图分别如图2、图3和图4所示,由图2、图3与图4的比较可知,融合时空信息的两阶段户变关系识别能够有效提升识别准确率,减少台区从属关系模糊的用户数量。户变关系识别算法精确率对比如表2所示,根据表2可得,基于高比例户用光伏接入导致的电压波动影响,采用电压相关性聚类^[11]的户变识别算法效果并不理想,识别准确率仅为74.5%;此外,相较于直接利用电压相关性分析或时序关联卷积识别户变关系,本文提出的两阶段户变关系识别方法的正确率高达94.5%,识别效果得到有效优化。

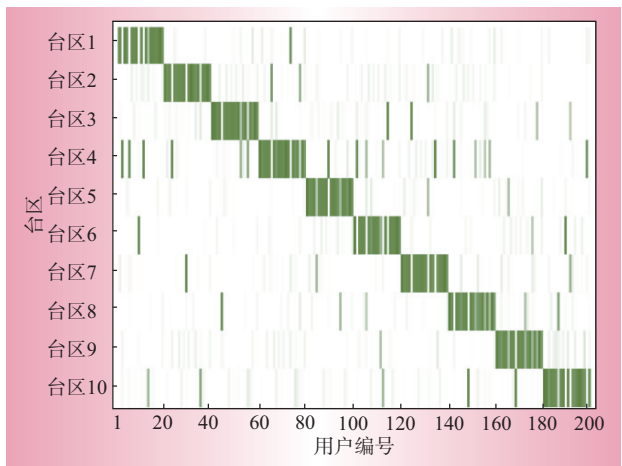


图2 电压相关性聚类户变关系识别结果热力图
Fig. 2 Heatmap of voltage-related clustering identification results

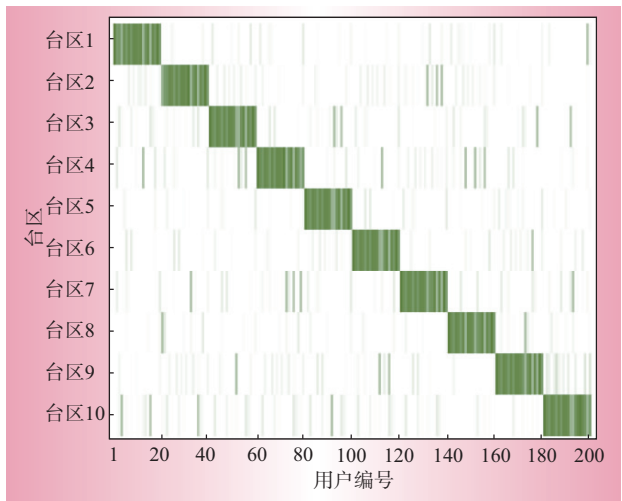


图3 关联卷积户变关系识别结果热力图
Fig. 3 Heatmap of incidence convolution identification results

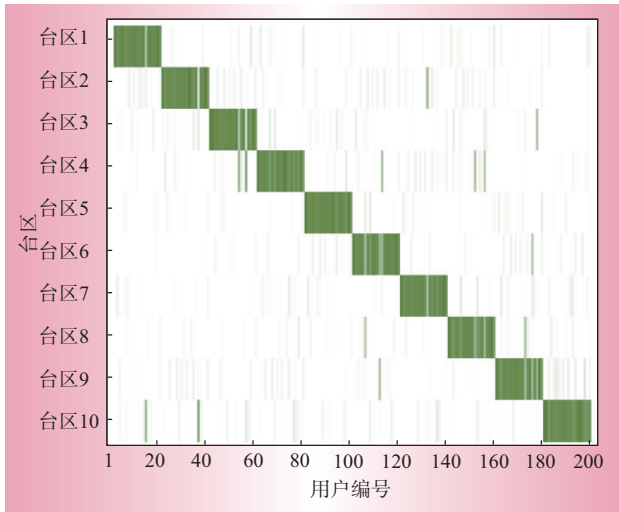


图4 两阶段户变关系识别结果热力图
Fig. 4 Heatmap of two-stage identification results

表2 户变关系识别算法精确率对比

Table 2 Comparison of accuracy rates of transformer-customer relationship identification algorithm

识别方法	识别精确率/%
电压相关性聚类 ^[11]	74.5
关联卷积算法	83.5
两阶段户变关系识别	94.5

此外,经过基于空间位置信息的一阶段户变关系识别,后续时序关联卷积中邻接矩阵内部分变量的数值可以直接确认,待识别的用户数显著减少。根据表1可知,待识别用户数减少至139户,能减少30.5%的用户数据量,进而有效降低户变识别算法的计算复杂度,优化效果如图5所示。

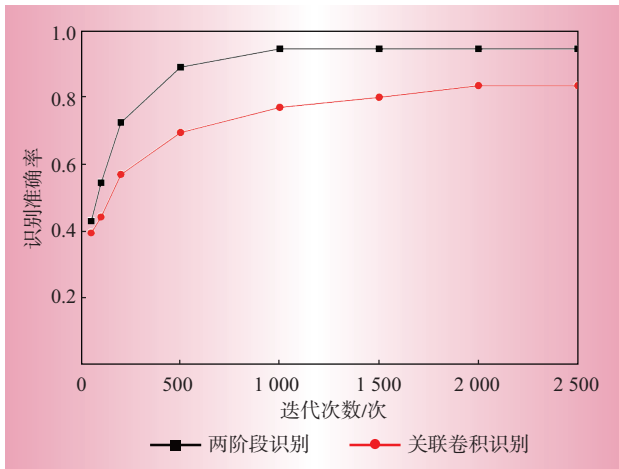


图6 迭代次数对比
Fig. 6 Comparison of iteration number

3 结束语

本文在基于用电数据驱动低压配电网户变关

系识别的基础上,考虑高比例户用分布式光伏接入后的台区及用户电压特性,提出了有别于传统利用电压相关性原理的融合时空信息的两阶段户变关系识别算法。本文的贡献如下。

(1) 利用低压配变的最大供电范围约束,提出基于空间位置信息的一阶段户变关系识别方法,形成空间判定矩阵,优化户变识别算法,有效降低计算复杂度。

(2) 构建基于能量供需平衡的时序关联卷积户变关系识别模型,避免户用分布式光伏接入导致电压波动对识别算法的影响,并通过利用一阶段识别结果优化邻接矩阵初始值,将识别准确率提升至94.5%。

(3) 采用某市含有高比例分布式光伏接入的10个台区200个终端用户的供电区域数据进行仿真,验证所提方法在提升识别准确率与降低计算复杂度上的优势。D

参考文献:

- [1] 郑成源. 配电网线变户关系识别研究综述[J]. 数据通信, 2023(3):50-52.
ZHENG Chengyuan. A review of research on identification of line-transformer-user relationship in distribution network[J]. Technology Discussion, 2023(3):50-52.
- [2] 刘晟源, 章天晗, 林振智, 等. 数据赋能低压配用电系统精益化运行的关键技术及算法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(3):187-199.
LIU Shengyuan, ZHANG Tianhan, LIN Zhenzhi, et al. Key technologies and algorithms of data empowerment for lean operation of low-voltage power distribution and consumption system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(3):187-199.
- [3] 杨志淳, 沈煜, 杨帆, 等. 基于数据关联分析的低压配电网拓扑识别方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(18):5-11.
YANG Zhichun, SHEN Yu, YANG Fan, et al. Topology identification method of low voltage distribution network based on data association analysis[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 57(18):5-11.
- [4] 吴倩红, 韩蓓, 李国杰, 等. 极高光伏渗透率下基于潮流雅可比矩阵和卷积神经网络的静态电压稳定在线预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(12):4 058-4 068.
WU Qianhong, HAN Bei, LI Guojie, et al. Power flow jacobian matrix based static voltage stability forecast by CNN considering extremely high PV penetration[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(12):4 058-4 068.
- [5] 应俊, 蔡月明, 刘明祥, 等. 适用于配电物联网的低压智能终端自适应接入方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2):22-27.
YING Jun, CAI Yueying, LIU Mingxiang, et al. Adaptive access method of low voltage intelligent terminal for distribution internet of things[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2):22-27.
- [6] ZHAO J, XU M, WANG X, et al. Data-driven based low-voltage distribution system transformer-customer relationship identification[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(4):2 966-2 977.
- [7] 李军, 付志达, 田野, 等. 基于时间同步和载波信号衰减的拓扑自动识别技术[J]. 供用电, 2022, 39(7):64-70.
LI Jun, FU Zhida, TIAN Ye, et al. Topology automatic identification technology based on time synchronization and high frequency carrier signal attenuations[J]. Distribution & Utilization, 2022, 39(7):64-70.
- [8] 宋玮琼, 郭帅, 李冀, 等. 基于电压时序数据的配电台区户变关系智能识别[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(1):48-55.
SONG Weiqiong, GUO Shuai, LI Yi, et al. Intelligent recognition of user-transformer relationship in distribution station area based on time series voltage data[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(1):48-55.
- [9] 胡慧琳, 李梁, 孙智卿, 等. 基于概率图与功率优化模型的户变关系识别[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 2023. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001265>.
HU Huilin, LI Liang, SUN Zhiqing, et al. Identification of transformer-customer relationship based on probability map and power optimization model[J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001265>.
- [10] 崔雪原, 刘晟源, 金伟超, 等. 基于APAA和改进DBSCAN算法的户变关系及相位识别方法[J]. 电网技术, 2021, 45(8):3 034-3 043.
CUI Xueyuan, LIU Shengyuan, JIN Weichao, et al. Consumer-transformer relationship and phase identification based on APAA and improved DBSCAN algorithm[J]. Power System Technology, 2021, 45(8):3 034-3 043.
- [11] 刘苏, 黄纯, 侯帅帅, 等. 基于DDTW距离与DBSCAN算法的户变关系识别方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(18):71-77.
LIU Su, HUANG Chun, HOU Shuaishuai, et al. Identification method for household-transformer relationship based on derivative dynamic time warping distance and density-based spatial clustering of application with noise algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(18):71-77.
- [12] 徐明昕, 赵健, 王小宇, 等. 基于电压聚类和相关卷积的配电网户变关系识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(4):92-102.
XU Mingxi, ZHAO Jian, WANG Xiaoyu, et al. Transformer-customer identification method for a low-voltage distribution network based on voltage clustering and incidence convolution[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(4):92-102.
- [13] ZOU W, HAO S, GE H, et al. Identification method for household-transformer relationship in low-voltage transformer area based on LCSS-DBSCAN, 2022 IEEE 3rd China International Youth Conference on Electrical Engineering (CIYCEE), 2022:1-6.
- [14] 朱音洁, 赵健, 宣羿, 等. 高比例户用光伏接入下低压配电网户变关系识别[J]. 电网技术, 2024, 48(3):1 160-1 173.
ZHU Yinjie, ZHAO Jian, XUAN Yi, et al. Transformer-customer relationship identification of low-voltage distribution network with high proportion of household PV system[J]. Power System Technology, 2024, 48(3):1 160-1 173.

作者简介:

陆春光(1978),男,黑龙江绥化人,硕士,高级工程师,主要从事计量研究及检测工作。

(责任编辑 王 蕊)