

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210618

# 基于电压聚类 and 关联卷积的配电网户变关系识别方法

徐明昕<sup>1</sup>, 赵健<sup>1</sup>, 王小宇<sup>1</sup>, 李梁<sup>1</sup>, 宣羿<sup>2</sup>, 徐祥海<sup>2</sup>

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网杭州供电公司, 浙江 杭州 310014)

**摘要:** 准确的低压配电网户变关系是电力营销管理和台区线损治理的重要基础, 传统的户变关系识别方法排查成本高、识别效果欠佳, 无法适用于规模日趋庞大的低压配电网。在此背景下, 提出了一种基于智能电表量测数据和用户档案信息的低压配电网户变关系识别方法。首先利用用户地理位置信息实现邻近用户的初步合并, 再基于 GMM 聚类算法对电压时序数据进行聚类划分, 用户划分结果作为下一步的迭代初值。然后基于能量供需平衡建立配变与用户的关联卷积识别模型实现低压配电网台区户变关系的辨识。最后, 在实际的低压配电系统中验证了该方法在提升户变关系识别效率和准确率等方面具有显著优势, 具备一定的实践应用价值和工程指导作用。

**关键词:** 低压配电网台区; 户变关系; 电压相关性; 能量供需平衡; 聚类

## Transformer-customer identification method for a low-voltage distribution network based on voltage clustering and incidence convolution

XU Mingxin<sup>1</sup>, ZHAO Jian<sup>1</sup>, WANG Xiaoyu<sup>1</sup>, LI Liang<sup>1</sup>, XUAN Yi<sup>2</sup>, XU Xianghai<sup>2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Company, Hangzhou 310014, China)

**Abstract:** Having an accurate transformer-customer relationship is key for power marketing management and loss management. The traditional identification method of transformer-customer relationship has high cost and is poor in performance, and cannot be applied to the increasingly large-scale low-voltage distribution network. This paper proposes a method to identify the transformer-customer relationship in a low-voltage distribution network. First, the geographic location information of customers is used to realize the initial merging of neighboring customers. Then, based on a Gaussian mixed model (GMM) clustering algorithm, voltage time series data are clustered and divided. The customer segment result is used as the next iteration initial value. Finally, an incidence convolution identification model based on the balance of energy supply and demand is established to identify the connection relationship between the transformers and customers. The method proposed in this paper is studied in an actual low-voltage distribution network. The method has significant advantages in improving the efficiency and accuracy of transformer-customer relationship identification, and has practical application value and offers engineering guidance.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51907114).

**Key words:** low-voltage distribution network; transformer-customer relationship; voltage correlation; energy conservation; clustering algorithm

## 0 引言

低压配电网又称低压配电台区, 是指 10 kV/400 V 变压器及以下的配电网结构, 是直接向用

户供电的末端电力系统<sup>[1]</sup>, 由配电变压器(以下简称配变)、配电装置、低压配电线路及用电设备构成。其智能化、精益化管理水平将直接影响供电服务质量和客户用电满意度<sup>[2]</sup>。现阶段供电企业对台区线损率、供电质量、故障抢修及台区精细化管理水平等提出了更加严格的要求<sup>[3]</sup>, 迫切需要转变配电网传统管理模式和被动服务方式。其中准确的低压台区户变关系是提升线损治理和电力营销管理水平

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(51907114); 上海市科学技术委员会“扬帆计划”(19YF1416900); 上海市教育发展基金会和上海市教育委员会“曙光计划”(18SG50)

的重要基础,也是实现供电企业停电到户、故障定位和台区智能运检的重要依据<sup>[4]</sup>。但由于低压台区长期缺乏行之有效的管理与维护机制<sup>[5]</sup>,台区用户资料缺失、户变关系不准确、用户所属变动未能及时更新等情况时有发生,直接阻碍台区管理及故障研判等业务应用的展开<sup>[6]</sup>,影响电力用户的切身利益和供电企业的经济效益。

目前,低压配电台区户变关系识别的方法主要分为人工排查、安装设备和数据分析三类。传统依赖于人工现场排查的方法给运维人员造成大量工作负担且效率极其低下。在增添设备方面,2016年高速电力线载波(High-speed power line communication, HPLC)技术在国网公司用电信息采集的应用中迎来了突破,一些典型台区示范工程采用载波通信或增添其他传感设备实现拓扑关系的识别<sup>[7-9]</sup>。但载波通信方式易受噪音干扰且有“跨台区”的弊端。这些方式均需要投入额外的设备,意味着更多投资和更大规模的电网改造,注定在短时期内无法实现大规模的推广和应用。

智能用电采集系统和智能电表的普及为基于数据驱动的台区户变关系准确辨识提供了新的研究思路。参考现有文献,户变关系的数据分析主要从以下两个方面入手:1) 电气数据特征的挖掘,通过构建知识图谱<sup>[10]</sup>,梳理台区历史停电数据<sup>[11-12]</sup>,挖掘配电网多时空特性<sup>[13-14]</sup>等实现配电网拓扑或户变关系辨识;2) 电压波动曲线相似性的判别,分析节点间的电压相关性来判别连通性关系<sup>[15-17]</sup>,基于相同台区下用户电压特征相似的原理进行聚类划分,如 k-means 聚类及其改进算法<sup>[18-19]</sup>、谱聚类<sup>[20]</sup>、BIRCH 聚类<sup>[21]</sup>、K 最邻近算法(KNN)<sup>[5]</sup>等。这些识别方法在拓扑及户变关系识别方面有初步应用,但在数据量庞大、台区情况复杂的背景下,无法规避维度爆炸的问题,也无法克服单一特征识别效果不佳的缺陷,在实际工程中的应用场景受限,辨识能力和普遍适应性相对较差,很难适用于实际低压配电台区的户变关系识别中。

在此背景下,本文提出一种基于电压聚类和关联卷积的低压配电台区户变关系识别方法,充分利用现有的电压、电量、功率量测数据及用户档案信息实现用户所属关系的判别,并在实际的配电系统中对所提方法进行综合对比及效果分析,验证了该方法在实际工程应用中的可行性和有效性。

## 1 低压配电台区户变关系概述

### 1.1 户变关系识别问题概述

图1为实际电力系统中的台区结构。低压配电

系统中的台区是指一台变压器的供电范围,它是低压配电网的基本供电单元和数据源头。现有的低压配电台区主要以树状结构为主,由“配变-线路分支箱-表箱-终端用户”四级连接关系组成。上级电网传输的能量经由低压配变分配至不同台区,再经分支箱、表箱逐级送至供电区域内的终端用户。因而低压配电台区户变关系识别问题本质上是确定配变的供电范围及所供电的终端用户。在实际台区中(如图1),台区的供电范围普遍重叠,电气距离相近的用户也有可能隶属于不同台区,这意味着它们可能会有更加类似的电压波动特性,仅利用电压时序波动曲线可能无法准确判断户变连接关系。这也是造成实际工程中台区户变关系排查困难,单电压特征辨识能力有限的客观因素。

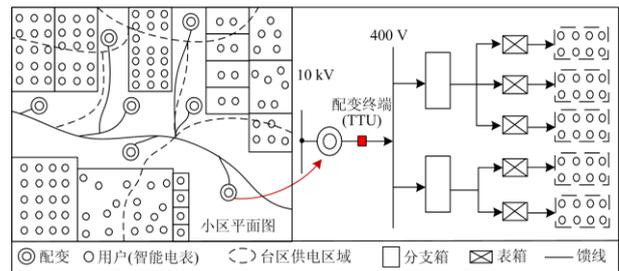


图1 某小区的户变关系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of transformer-customer relationship in an urban community

低压配电台区户变关系异常主要包括:1) 用户档案信息系统中记录的户变关系与现场实际情况不符,其原因可能为人工录入出错、配变检修时负荷转移;用户私自改变设备与电网连接线路等;2) 用户的台区所属未知。这种多发生于低压配网改造和扩建后户变未及时维护的情况,尤其是近些年来电动汽车充电桩等新用电设备的不断建设使得台区户变连接关系更加混乱。

因此,户变关系异常时电力公司很可能无法及时感知;即便初始户变关系正确,随着后期变化,户变关系也可能会出现错误,需要不定期的排查和检验。

### 1.2 台区数据基础

目前,智能电表技术与智能用电采集系统在低压配电台区已基本实现覆盖,终端用户的智能电表能够以更短的时间间隔(15 min)为电网公司提供大量准实时或非实时的用户用电数据,为实现低压配电系统户变关系识别奠定了数据基础。在实际工程中能获得的数据如下所述。

#### 1) 用户基础档案信息

用户基础档案信息又称初始台账信息。低压配

电网台账中通常包含台区名称、配变编号、用户量测终端局号、户号、用户地址以及台区与用户从属关系等信息，是电网公司日常维护低压台区的关键信息，其准确性关乎低压台区的运维质量。

### 2) 配变和用户量

本文涉及案例为城市社区的配电台区。一个城市社区划定的供电区域是确定的，该区域内的配变和用户量是可知的。假设供电区域内有  $m$  个配变， $n$  个终端用户，配变和终端用户集合分别为  $M = \{1, 2, \dots, m\}$  和  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 。

### 3) 低压配变历史数据

从用电信息数据采集系统中导出配变的电量、有功功率和电压数据，分别形成配变电量数据矩阵  $\mathbf{Z}^M = [\mathbf{Z}_{t,j}^M]_{(T \times m)}$ 、功率数据矩阵  $\mathbf{P}^M = [\mathbf{P}_{t,j}^M]_{(T \times m)}$  和电压数据矩阵  $\mathbf{V}^M = [\mathbf{V}_{t,j}^M]_{(T \times m)}$ 。其中， $\mathbf{Z}_{t,j}^M$ 、 $\mathbf{P}_{t,j}^M$  和  $\mathbf{V}_{t,j}^M$  表示  $t$  时刻第  $j$  个低压配变的电量、有功功率和电压量测数据， $t \in [1, T]$ ， $T$  为总计量时间断面数， $j \in M$ 。

### 4) 终端用户历史数据

用电信息数据采集系统同样能够获得用户的电量、有功功率和电压数据，其数据矩阵分别为  $\mathbf{Z}^N = [\mathbf{Z}_{t,i}^N]_{(T \times n)}$ 、 $\mathbf{P}^N = [\mathbf{P}_{t,i}^N]_{(T \times n)}$  和  $\mathbf{V}^N = [\mathbf{V}_{t,i}^N]_{(T \times n)}$ 。其中，用户量测数据选取的时间段应与配变相应数据的时间段完全一致。 $\mathbf{Z}_{t,i}^N$ 、 $\mathbf{P}_{t,i}^N$  和  $\mathbf{V}_{t,i}^N$  分别表示  $t$  时刻第  $i$  个低压终端用户的电量、有功功率和电压量测数据， $i \in N$ 。

## 2 识别思路

### 2.1 基于用户地理位置信息的初聚类

在实际工程中，配网运维人员要管理的终端用户数量巨大，一个基本的城市社区中就有数以千计的户变关系要梳理。如果能够充分利用台账中的用户地理位置信息，将地理位置相近用户先进行初步聚类，能有效减少输入数据的维数，降低计算负担。

配网台账中的终端用户地址由人工填写和维护，通常以“省-市-区/县-街道-社区/路-小区-幢-单元-室”的规范形式呈现，其中“室”还包含楼层和房间号，例如：xx 小区 xx 幢 xx 单元 1304 室代表 13 楼层 4 号房间。城市小区分界清晰，不同小区的供电台区基本无交叉，因此户变关系识别一般以一个小区为单元进行梳理。但值得注意的是，根据《10 kV 及以下配网基建工程典型设计》<sup>[22]</sup>，为满足中高层用户的用电需求，一栋楼通常需要 2~4 台

变压器供电。小区中配电台区的供电范围普遍重叠，同一幢楼同一单元的用户也有可能隶属于不同配变。这也是在实际工程中很难准确划分台区供电范围的一个客观障碍所在。

根据设计规则<sup>[22]</sup>，相同“小区-幢-单元-楼层”的用户(即邻居用户)隶属于同一配变。本文利用这一特点对邻居用户进行初步合并，具体步骤如下所述。

步骤 1: 根据规范形式对用户用电地址进行规范化处理，定义“室”字之前的 1~2 位阿拉伯数字为楼层，最后 1 位为房间号。

步骤 2: 定位“小区-幢-单元”提取小区中同幢同单元的用户形成用户集合  $C$ 。

步骤 3: 提取用户集合  $C$  中第  $r$  楼层的  $k$  个用户形成邻居用户集合  $C_r$ 。聚集  $C_r$  中的邻居用户节点，仅保留一个中心用户节点对节点集合加以替代。

步骤 4: 形成中心用户节点电量、功率和电压数据序列。

中心用户的电量数据  $\mathbf{Z}_{C_r}^N$  和有功功率数据  $\mathbf{P}_{C_r}^N$  分别为

$$\mathbf{Z}_{C_r}^N = [\mathbf{Z}_{1,r}^N \quad \mathbf{Z}_{2,r}^N \quad \dots \quad \mathbf{Z}_{t,r}^N \quad \dots \quad \mathbf{Z}_{T,r}^N]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{P}_{C_r}^N = [\mathbf{P}_{1,r}^N \quad \mathbf{P}_{2,r}^N \quad \dots \quad \mathbf{P}_{t,r}^N \quad \dots \quad \mathbf{P}_{T,r}^N]^T \quad (2)$$

中心用户节点的电量、有功功率分别为集合  $C_r$  中所有邻居用户的电量总和及有功功率总和，即

$$\mathbf{Z}_{t,r}^N = \sum_{l \in C_r} \mathbf{Z}_{t,l}^N \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{t,r}^N = \sum_{l \in C_r} \mathbf{P}_{t,l}^N \quad (4)$$

式中： $t = 1, 2, \dots, T$ ； $l \in C_r$  代表在集合  $C_r$  中的邻居用户。

为了消除电压偏移和个别极端值带来的影响，引入 Z-Score 标准化方法处理原始电压数据。

$$\mathbf{V}_{t,l}^{N'} = \frac{\mathbf{V}_{t,l}^N - f_{\text{mean}}(\mathbf{V}_{t,l}^N)}{f_{\text{std}}(\mathbf{V}_{t,l}^N)} \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (5)$$

式中： $\mathbf{V}_{t,l}^{N'}$  为用户在时刻  $t$  的标准化电压值； $f_{\text{mean}}(\mathbf{V}_{t,l}^N)$  为时刻  $t$  的用户电压均值； $f_{\text{std}}(\mathbf{V}_{t,l}^N)$  为时刻  $t$  的用户电压标准差。

中心用户节点电压值  $\mathbf{V}_{t,r}^{N'}$  采用  $C_r$  中所有邻居用户的电压均值：

$$\mathbf{V}_{t,r}^{N'} = \frac{1}{k} \sum_{l \in C_r} \mathbf{V}_{t,l}^{N'} \quad (6)$$

因而中心用户节点的电压数据  $\mathbf{V}_{C_r}^N$  为

$$\mathbf{V}_{Cr}^N = [\mathbf{V}_{1,r}^N \ \mathbf{V}_{2,r}^N \ \cdots \ \mathbf{V}_{i,r}^N \ \cdots \ \mathbf{V}_{T,r}^N]^T \quad (7)$$

## 2.2 基于 GMM 聚类的用户所属辨识

相同台区下的用户由于更近的电气距离和更紧密的电气连通性, 将趋于呈现更相似的电压特征<sup>[17]</sup>。基于电压特征相似来判别用户所属从本质上来说属于分类问题: 电压特征相似的用户划分为一类, 差异较大的用户划分为不同类。本文采用 GMM (Gaussian Mixed Model) 聚类算法实现这一功能。其流程主要包含: 确定用户聚类簇数、初始化模型参数、后验概率计算、更新模型参数、所属簇类划分。

根据本文设定, 聚类簇数  $k_{\text{cluster}}$  按照供电区域内台区的数量来设置, 即  $k_{\text{cluster}} = m$ 。设定样本集  $\mathbf{V}^N = \mathbf{V}[\mathbf{V}_1^N, \dots, \mathbf{V}_i^N, \dots, \mathbf{V}_n^N]$ 。对于  $T$  维样本空间中的特征向量  $\mathbf{V}_i^N$ , 其高斯混合分布定义为

$$P_{\text{GMM}}(\mathbf{V}_i^N) = \sum_{j=1}^{k_{\text{cluster}}} \eta_j \cdot P(\mathbf{V}_i^N | \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\omega}_j) \quad (8)$$

$$P(\mathbf{V}_i^N | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\omega}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^T |\boldsymbol{\omega}|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{V}_i^N - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\omega}^{-1}(\mathbf{V}_i^N - \boldsymbol{\mu})\right] \quad (9)$$

该分布由  $k_{\text{cluster}}$  个高斯混合成分组成, 其中  $\boldsymbol{\mu}$  为  $T$  维均值向量,  $\boldsymbol{\omega}$  为  $T \times T$  维的协方差矩阵。  $\boldsymbol{\mu}_j$  和  $\boldsymbol{\omega}_j$  为第  $j$  个高斯混合成分的参数。  $\eta_j > 0$  为相应的高斯混合系数, 代表选择第  $j$  个混合成分的概率。在聚类开始时初始化模型参数  $\{(\eta_j, \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\omega}_j) | 1 \leq j \leq k_{\text{cluster}}\}$ 。

设定随机变量  $g_i \in \{1, 2, \dots, k_{\text{cluster}}\}$ , 其表示生成样本  $\mathbf{V}_i^N$  的高斯混合成分。  $P(g_i = j) = \eta_j$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, k_{\text{cluster}}\}$ 。根据贝叶斯定理可知:

$$P_{\text{GMM}}(g_i = j | \mathbf{V}_i^N) = \frac{\eta_j \cdot P(\mathbf{V}_i^N | \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\omega}_j)}{\sum_{s=1}^{k_{\text{cluster}}} \eta_s \cdot P(\mathbf{V}_i^N | \boldsymbol{\mu}_s, \boldsymbol{\omega}_s)} \quad (10)$$

式中,  $P_{\text{GMM}}(g_i = j | \mathbf{V}_i^N)$  代表样本  $\mathbf{V}_i^N$  由第  $j$  个高斯混合成分生成的后验概率, 后文用  $\boldsymbol{\Psi}_{i,j}$  代替。式(8)进一步可表示为

$$\ln\left(\prod_{i=1}^n P_{\text{GMM}}(\mathbf{V}_i^N)\right) = \sum_{i=1}^n \ln\left(\sum_{j=1}^{k_{\text{cluster}}} \eta_j \cdot P(\mathbf{V}_i^N | \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\omega}_j)\right) \quad (11)$$

其模型参数  $\{(\eta_j, \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\omega}_j) | 1 \leq j \leq k_{\text{cluster}}\}$  采用

EM (Expectation-Maximization) 算法<sup>[23]</sup> 迭代优化求解, 以实现不断更新。

$$\boldsymbol{\mu}_j^{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^n \boldsymbol{\Psi}_{i,j} \mathbf{V}_i^N}{\sum_{i=1}^n \boldsymbol{\Psi}_{i,j}} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\omega}_j^{\text{new}} = \frac{\sum_{i=1}^n \boldsymbol{\Psi}_{i,j} (\mathbf{V}_i^N - \boldsymbol{\mu}_j^{\text{new}})(\mathbf{V}_i^N - \boldsymbol{\mu}_j^{\text{new}})^T}{\sum_{i=1}^n \boldsymbol{\Psi}_{i,j}} \quad (13)$$

$$\eta_j^{\text{new}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \boldsymbol{\Psi}_{i,j} \quad (14)$$

最后根据高斯混合分布, 把样本集划分为  $k_{\text{cluster}}$  个簇,  $G = \{G_1, G_2, \dots, G_{k_{\text{cluster}}}\}$ , 样本  $\mathbf{V}_i^N$  所属的簇  $\gamma_i$  依据下式判定。

$$\gamma_i = \arg \max_{j \in \{1, \dots, k_{\text{cluster}}\}} \boldsymbol{\Psi}_{i,j} \quad (15)$$

$$G\gamma_i = G\gamma_i \cup \{\mathbf{V}_i^N\} \quad (16)$$

基于上述过程, 初步得到用户所属的划分结果, 其流程参考图 2 中 GMM 电压聚类部分。

## 2.3 关联卷积户变关系识别模型

低压配电台区通常为“配变-线路分支箱-表箱-终端用户”的树状结构, 上级电网的能量通过配变供给其域内的用户。根据能量守恒, 在任意时刻配电台区都满足配变和用户间能量供需的平衡, 即

$$Y_{t,j} = \sum_{i \in \Omega_j} y_{t,i} + \xi_{t,j} \quad j \in M, i \in N \quad (17)$$

式中:  $Y_{t,j} = \{Z^M, P^M\}$ ;  $y_{t,i} = \{Z^N, P^N\}$ ;  $\xi_{t,j}$  为由线路损耗、量测、噪声等造成的误差;  $\Omega_j$  为第  $j$  个配变下的所有用户集合。基于上述原理本节构建了关联卷积户变关系识别模型, 旨在通过优化相关变量, 找到最优负荷组合以满足能量供需平衡的要求。

设定表征配变与用户连通性关系的变量:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1^M, \mathbf{X}_2^M, \dots, \mathbf{X}_j^M, \dots, \mathbf{X}_m^M]^T \quad j \in M \quad (18)$$

$$\mathbf{X}_j^M = [X_{j,1}^{MN}, X_{j,2}^{MN}, \dots, X_{j,i}^{MN}, \dots, X_{j,n}^{MN}] \quad j \in M, i \in N \quad (19)$$

式中,  $\mathbf{X}_j^M$  为第  $j$  个配变与所有用户的连接关系向量(后文称关联向量), 其变量  $X_{j,i}^{MN} \in \{0, 1\}$  表征第  $j$  个配变和第  $i$  个用户间的连通性关系, 如果配变  $i$  隶属于配变  $j$ ,  $X_{j,i}^{MN} = 1$ , 否则  $X_{j,i}^{MN} = 0$ 。

以台区及用户电量为输入, 构建基于能量平衡的关联卷积识别模型, 式(17)转化为

$$\begin{cases} \mathbf{Z}^N * \mathbf{X} = \mathbf{Z}^M - \boldsymbol{\xi} \\ \text{s.t. } X_{j,i}^{MN} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (20)$$

式中, “\*” 代表关联卷积运算, 为输入矩阵与卷积核对应元素相乘求和。本文中的输入矩阵为用户数

据矩阵, 卷积核即为本文所提关联向量。每个配变都有一个关联向量与之对应。其运算过程可参考附图 1。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, 最终得到结果矩阵。因此, 低压配电台区户变关系识别问题本质上为配变与用户连接关系变量的求解问题。构建如下优化模型:

$$\begin{cases} \min J_1 = \sum_{j \in M} \sum_{t=1}^T \|Z_{tj}^M - Z_t^N * X_j^M\|^2 \\ \text{s.t. } X_{j,i}^{MN} \in \{0,1\} \end{cases} \quad (21)$$

在本文背景下, 待梳理的台区数量巨大, 因此上式的求解十分困难。为增加问题的可解性且规避维度爆炸, 使用式(22)将二元变量松弛为连续变量。

$$X_{j,i}^{MN} = \frac{e^{X_{j,i}^{MN}}}{\sum_{k=1}^n e^{X_{j,k}^{MN}}} \quad \forall i \in N, \forall j \in M \quad (22)$$

重新定义关联向量  $X_j^M = [X_{j,i}^{MN}]_{(1 \times n)}$ , 其变量松弛为 0 至 1 的连续变量, 且满足变量之和为 1。在关联卷积优化模型中, 优化变量越接近于 1, 其对应配变与用户间的连通性关系越强; 越接近于 0, 连接关系越弱。当所有优化变量的数值越接近于 0-1 两端时, 其优化效果越好; 优化变量越接近于中间数值, 难以辨识户变关系的用户越多, 优化效果越差。优化变量的迭代初值依据 2.2 节用户所属的初步划分结果来确定。

此外, 在实际工程中还要考虑以下因素: 1) 配变的供电量一般不小于其下用户总耗电量, 即正常情况下无负损; 2) 在正常情况下, 配变的供电量(或有功功率)与其下用户总耗电量(或有功功率)的波动趋势一致, 如附图 2 所示。基于此, 为更加契合实际工程中的情况, 提升所提方法的普适性, 本文增添以下优化目标。

$$\min J_2 = \sum_{j \in M} \sum_{t=1}^T (\max(Z_t^N * X_j^M - Z_{tj}^M, 0)) \quad (23)$$

$$\max R(Y) \quad (24)$$

$$R(Y) = \frac{1}{m} \left( \lambda_1 \left( \sum_{j \in M} R_j(Z_j^{M*}, Z_j^M) \right) + \lambda_2 \left( \sum_{j \in M} R_j(P_j^{M*}, P_j^M) \right) \right) \quad (25)$$

$$R_j(Y_j^*, Y_j) = \frac{T \sum_{t=1}^T (Y_{tj}^* \cdot Y_{tj}) - \sum_{t=1}^T Y_{tj}^* \sum_{t=1}^T Y_{tj}}{\sqrt{T \sum_{t=1}^T Y_{tj}^2 - (\sum_{t=1}^T Y_{tj})^2} \sqrt{T \sum_{t=1}^T Y_{tj}^{*2} - (\sum_{t=1}^T Y_{tj}^*)^2}} \quad (26)$$

式中,  $R$  为相关系数, 用于度量变量间的相关性。经过多次试验后, 设置  $\lambda_1 = 1$ ,  $\lambda_2 = 0.1$ 。此处定义

$R$  为电量和有功功率相关系数之和, 其值有可能大于 1。 $R$  越大, 变量间的相关性越强。 $Y_j = \{Z_j^M, P_j^M\}$ ,  $Y_j^* = \{Z_j^{M*}, P_j^{M*}\}$ ,  $P_j^{M*} = P^N * X_j^M$ ,  $Z_j^{M*} = Z^N * X_j^M$ 。根据以上优化目标依次对变量进行求解, 直到达到迭代次数或满足误差要求。具体流程参考图 2 中关联卷积识别部分。

### 3 户变关系识别流程

本文提出的低压配电台区户变关系识别流程主要分为基于用户地理信息的初聚类、GMM 电压聚类和关联卷积户变关系识别三部分, 如图 2 所示。

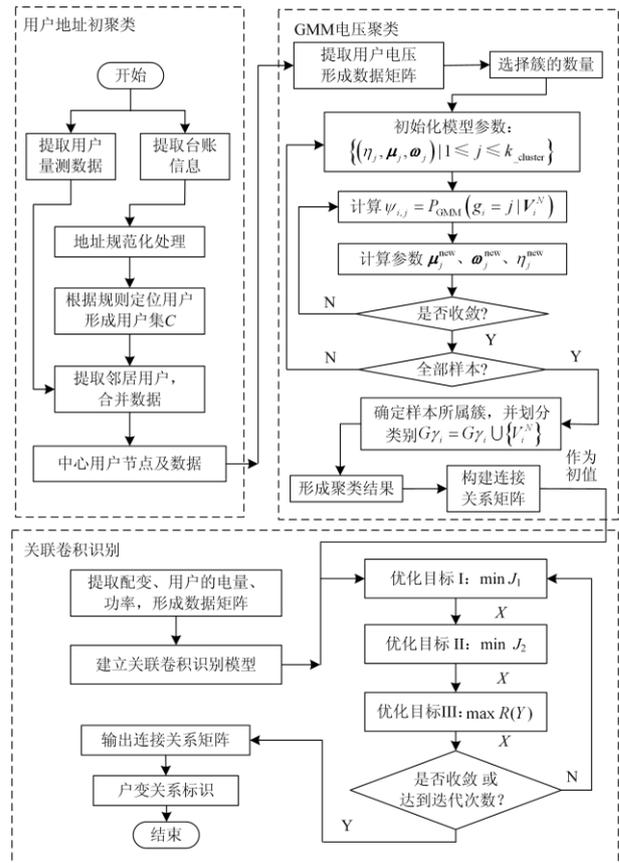


图 2 户变关系识别流程

Fig. 2 Flow chart of transformer-customer relationship identification in low-voltage distribution network

步骤 1: 对配变及用户数据的筛选及预处理, 包括台区及数据的筛选, 台账信息及数据的规范化处理等。

步骤 2: 充分利用可信的档案信息, 基于用户地理位置信息对邻近用户进行合并。合并后的用户用于后续部分分析。

步骤 3: 利用 GMM 对用户电压时序数据进行聚类分析。通过聚类, 初步得到台区用户所属关系,

并基于此生成连接关系矩阵, 作为下一步优化过程的初始解。

步骤 4: 提取配变及用户电量、有功功率数据, 建立基于能量供需平衡的关联卷积识别模型。依据式(22)重新定义步骤 3 的输出变量。

步骤 5: 依据各优化目标, 依次求解优化变量, 直至收敛或达到迭代次数。

步骤 6: 输出表征低压配电台区户变关系的矩阵  $\mathbf{X}$ 。按照最大关联性将用户划分给与它之有最大关联变量系数的台区。

对于无法获取低压配网台账的案例, 其识别过程不包括步骤 2。

## 4 算例分析

选取某地区包含 9 个台区, 733 个终端用户的城市 ZX 小区, 并采用该小区 2020 年 9 月 1 日至 11 月 30 日 3 个月的数据来验证本文所提出的方法。初始台账记录台区情况如附表 1 所示, 其中“#X”表示台区配变编号, “NO.X”表示用户编号。算例数据选取静态采集率近 100% 的台区及用户的电量、有功功率和电压历史数据, 使用量测数据情况参考附表 2—附表 5。本节首先仅基于聚类的方法对户变关系进行识别, 并对比了各聚类方法的应用效果, 然后对本文所提方法进行详细识别效果分析, 证明本文所提方法的有效性和工程实用性。

### 4.1 判别指标

本文所研究的户变关系识别问题在本质上是低压配电网用户的分类问题。如果以初始台账作为标准, 每个用户  $i$  的识别结果分为正确或错误两种情况, 与初始台账一致为正确, 反之为错误。则对于用户  $i$  和台区  $S$ , 它们之间将存在以下四种关系:

SS: 识别结果判定  $i \in S$ , 台账记录  $i \in S$ ;

SD: 识别结果判定  $i \in S$ , 台账记录  $i \notin S$ ;

DS: 识别结果判定  $i \notin S$ , 台账记录  $i \in S$ ;

DD: 识别结果判定  $i \notin S$ , 台账记录  $i \notin S$ 。

用户  $i$  和台区  $S$  之间的关系只符合上述关系中的一种。为判别所提方法的有效性, 综合考虑识别结果和参考台账划分结果的吻合程度, 采用识别准确率  $P\%$  和 FM 指数(Fowlkes and Mallows Index, FMI)作为户变关系辨识的指标。

1) 识别准确率  $P\%$

$$P\% = \frac{|SS|}{|SS| + |SD|} \quad (27)$$

式中,  $||$  为所对应的关系数目。

2) FMI

$$FMI = \sqrt{\frac{|SS|}{|SS| + |SD|} \times \frac{|SS|}{|SS| + |DS|}} \quad (28)$$

最终结果中 FMI 的值为所有台区 FMI 的平均值。上述度量识别结果的指标值均在  $[0,1]$ , 其值越大说明识别的效果越好。

### 4.2 基于聚类的识别方法效果分析

对 ZX 小区仅使用聚类方法的识别结果对比见表 1 聚类方法部分。聚类用户簇的类别根据用户簇中心点电压与台区电压按照最大相关性原则进行标记, 建立用户簇与对应台区的所属关系。聚类识别结果与供电局提供的原始台账进行对比, 与原所属关系一致的用户认为识别正确。识别准确率和 FM 指数作为识别的判别指标。

本文使用了  $t$ -SNE 方法展示识别方法的可视化结果。 $t$ -SNE 方法非常适合用于高维数据降维到低维数据并进行可视化的场景。初始电压数据为  $T \times n$  维, 利用  $t$ -SNE 方法将用户电压数据降维至 2 维, 降维后电压数据为  $2 \times n$  维。初始台账标注的户变关系与 GMM 聚类识别的可视化结果如图 3 所示, 不同台区以编号和颜色来区分。应当注意的是,  $t$ -SNE 将高维数据映射到低维空间后数据失去了原有物理意义, 可视化结果中不同簇类间呈现的距离是无意义的, 不同簇类间的距离不代表相似度。

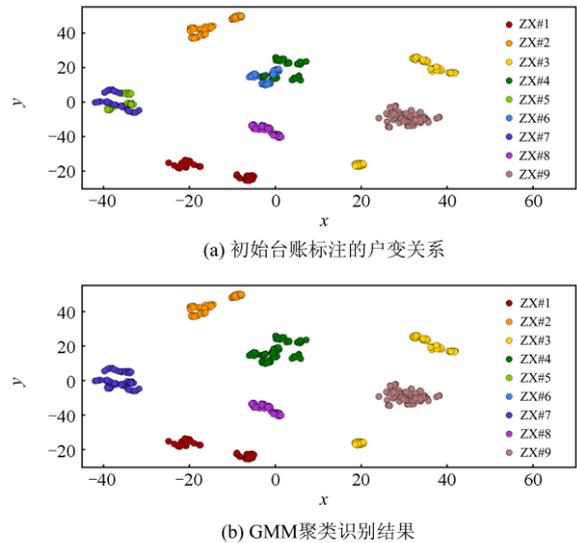


图 3 台区识别可视化结果

Fig. 3 Visualization results of area identification

从表 1 和图 3 识别结果可知, 各类聚类算法均有一定的有效性, 其中 BIRCH 和 GMM 方法较其他方法准确性和 FM 指数都较高。除 DBSCAN 方法外, 其他方法都需要规定聚类簇数, 在本文问题研究中设定聚类簇数与台区数目相等, 因此该类参数可

知。而 DBSCAN 方法需要人为给定 Epsilon(半径)和 MinPts(最小点), 在不同的应用场景下需要不断地测试和验证, 算法对不同场景的适用性可能受限。本文中 DBSCAN 参数设定为  $Eps = 0.1$ 、 $MinPts = 50$ , DBSCAN 自动将样本划分为 8 簇。但即使识别效果最好的聚类算法在本文场景中也只能实现 86.7% 的准确率, 仅依靠该类方法无法满足实际工程应用中的需求。

表 1 识别结果统计

Table 1 Identification result statistics

	方法	聚类簇数	准确率	FMI
聚类方法	K-means	9	78.9%	0.741
	BIRCH	9	86.3%	0.800
	DBSCAN	8	84.4%	0.785
	GMM	9	86.7%	0.811
本文方法	关联卷积	/	88.4%	0.897
	关联卷积+GMM	/	98.6%	0.990
	关联卷积+GMM+用户初聚类	/	98.9%	0.991

### 4.3 本文所提方法的识别效果分析

文本结合前述聚类识别结果, 以其作为关联卷积方法的迭代初值, 最大迭代次数为 30 000。在本案例中, GMM 聚类识别具有 86.7% 的准确率, 已确定大多数用户的台区所属关系。在此基础上对关联卷积模型进行优化求解能有效提升识别准确度和识别效率。

聚类方法识别的台区与用户所属关系的结果用 0-1 矩阵表示, 其热点图如图 4 所示, 用户已参考初始台账按照台区#1-#9 梳理顺序。从图中能够明显看出, 聚类方法已正确判别出大部分用户与台区间的所属关系, 但#4-#7 台区用户所属仍然混乱, 辨识困难。图 5 和表 1 中本文方法部分展示了所提方法的识别结果。图 5(a)为不使用聚类结果作初值, 仅使用关联卷积优化方法对用户变关系进行识别的结果热点图。输出优化结果为台区与用户间的连接关系矩阵, 其值在 0~1, 其值越大, 热点图中线条颜色越深, 代表台区与用户间越强的连接关系。图 5(a)中, 虽然能够区分用户所属台区, 但连接关系矩阵中的系数很多在 0.4~0.6, 相关性较弱; 且有些系数与邻近台区相近, 无法准确判别用户所属。从图 5(b)中能够明显看出, 结合 GMM 的关联卷积优化方法的户变关系识别准确率有效提升, 二者的结合能够取长补短, 用户和对应台区间的相关性增强, 系数接近于 1, 用户与不连通台区间的相关系数接近于 0, 更有利于判断台区与用户所属关系。识别结果中仅有少量用户辨识错误, 辨识准确率提升至 98.6%, FM 指标提升至 0.99。

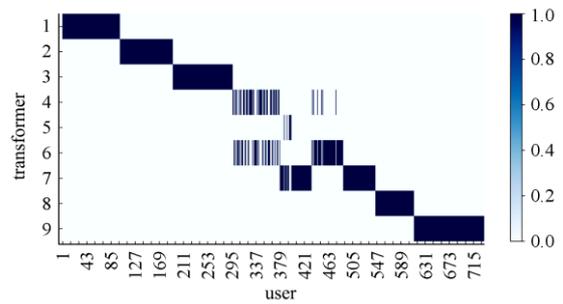
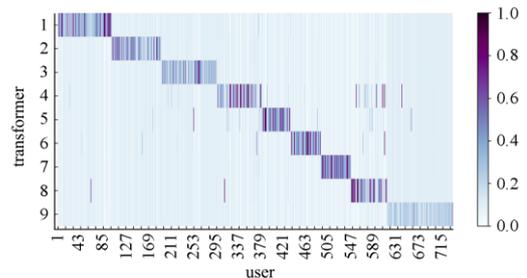
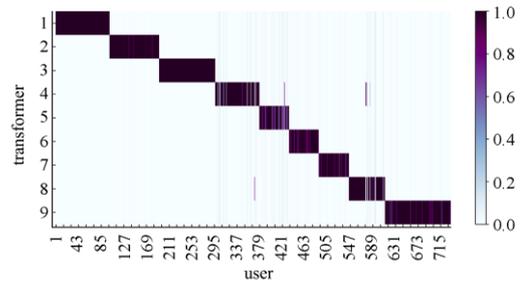


图 4 GMM 识别结果热点图

Fig. 4 Hotspots map of GMM identification results



(a) 聚类结果不作为迭代初值



(b) 聚类结果作为迭代初值

图 5 关联卷积优化方法识别结果热点图

Fig. 5 Hotspots map of identification results based on incidence convolution optimization method

### 4.4 用户地址初聚类对识别效果的影响

采用 2.1 节中所述的用户地址初聚类方法对数据进行预处理, 合并前后的台区用户数如图 6 所示。

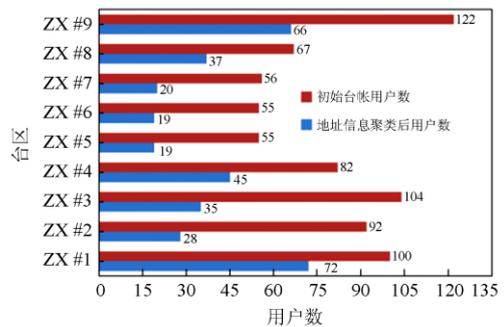


图 6 初步合并前后各台区用户数

Fig. 6 Number of customers before and after the merger

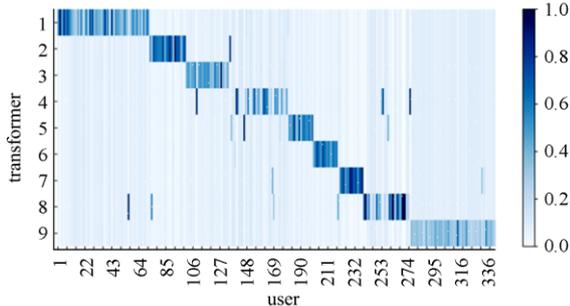
经过用户地址初聚类后每个台区的用户数显著减少, ZX 小区用户总数减少至 341 户, 将能减少 53.48% 的数据量。数据量大幅减少最直接的影响是有效降低计算时间, 如表 2 所示。在相同场景下, 采用用户地址初聚类方法能够节省几乎一半时间, 这将大大降低计算负担, 有效提升台区户变关系的识别效率。

表 2 各类方法对计算时间的影响

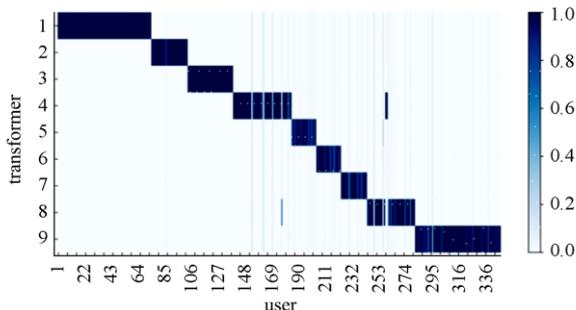
Table 2 Impact of various methods on computation time

方法	计算时间 $T/s$
关联卷积优化	86.945 6
关联卷积优化+GMM 结果作初值	83.545 1
关联卷积优化+用户地址初聚类	50.600 4
关联卷积优化+GMM 结果作初值+用户地址初聚类	48.419

除此之外, 用户地址初聚类方法对识别结果的影响参考表 1、图 7 和图 8。图 7 展示了经过用户地址初聚类后的识别结果热点图。结合了 GMM 和地址用户初聚类的关联卷积优化方法的表现更为优异, 用户地址聚类后的关联卷积优化分析过程与 4.3 节类似, 在此不作赘述。由图 8 进一步验证了本文所提方法在识别过程中的优势, 在前述方法的基础



(a) 聚类结果不作为迭代初值

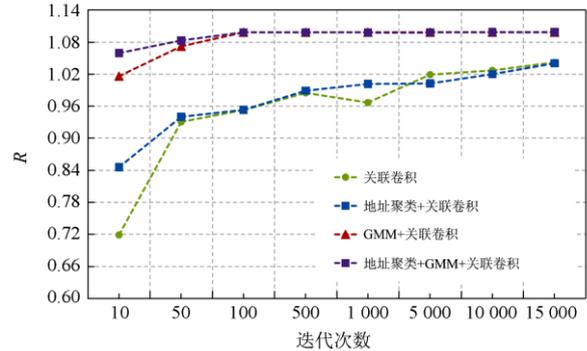


(b) 聚类结果作为迭代初值

图 7 经过用户地址初聚类后识别结果热点图

Fig. 7 Hotspots map of customer address initial clustering identification result

上, 用户地址初聚类能够聚集相似用户, 进一步增强相同台区下用户的关联性, 并且该方法在迭代初期便能使用户与对应台区具有较强的相关性, 只需要较少的迭代次数和计算时间便能完成台区与用户间连通关系的辨识。

图 8 各类方法对相关系数  $R$  迭代优化效果的影响Fig. 8 Impact of various methods on iterative optimization effect of  $R$  coefficients

## 5 结论

本文着眼于实际工程中台区户变关系不清晰且辨识困难的问题, 充分利用用户档案信息和量测数据, 提出基于电压聚类和关联卷积的户变关系识别方法, 能够为低压配电台区户变关系识别课题的深入开展提供一定的理论研究基础和工程应用指导。

本文的贡献在于:

1) 提出了立足于实际工程的户变关系识别方法, 克服用户电压特征相近而无法判别户变关系的缺陷, 综合聚类与关联卷积方法的优势, 充分利用电量、功率和电压量测数据挖掘台区与用户之间的连通性关系, 有效提升了识别的准确性。

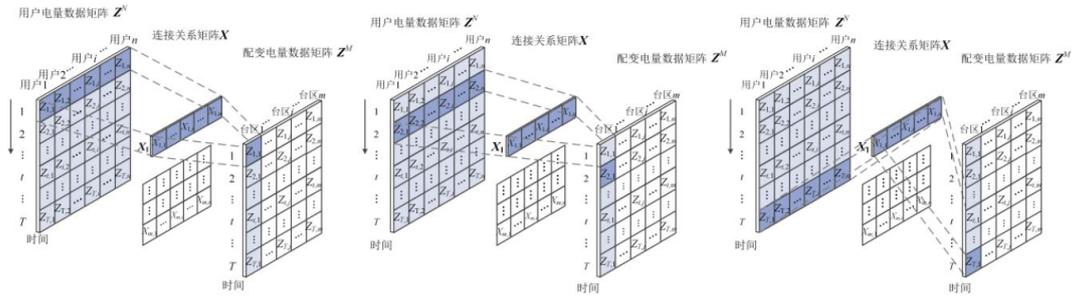
2) 提出的用户地址初聚类方法能够大幅减少数据量, 降低计算负担, 提升识别效率。这对于户变关系识别方法在实际工程中大规模推广与应用至关重要, 意味着该辨识方法在辅助管理数以千计台区方面具备落地以及深入应用的潜力。

3) 提出的户变关系识别流程能够较好地适用于实际低压配电台区, 具有较好的研究借鉴价值和工程适用性, 能够为台区户变关系识别在实际工程中的应用提供新的思路。

在未来的工作中, 所提的方法将在更多的低压配电系统中验证与应用, 并着力开发在线识别系统以为运维人员提供辅助决策建议。



附录



附图 1 关联卷积优化模型示意图

Attached Fig. 1 Schematic diagram of incidence convolution optimization model



附图 2 台区能量供需平衡

Attached Fig. A2 Balance of supply and demand of energy in low-voltage transformer power supply area

附表 1 案例台区情况

Attached Table 1 Community situation in the case

台区	初始台账用户数	用户编号
ZX #1	100	NO.1~100
ZX #2	92	NO.101~192
ZX #3	104	NO.193~296
ZX #4	82	NO.297~378
ZX #5	55	NO.379~433
ZX #6	55	NO.434~488
ZX #7	56	NO.489~544
ZX #8	67	NO.545~611
ZX #9	122	NO.612~733
总计	733	—

附表 2 案例量测数据采集情况

Attached Table 2 Measurement data collection in the case

数据类型	采集对象	采集频率	选取时间点/个	采集日期
日电量	配变、用户	1 点/天	91	2020.9.1—11.30
电压	配变、用户	96 点/天	1500	2020.9.1—9.30
有功功率	配变、用户	96 点/天	500	2020.9.1—9.30

附表 3 部分用户电压、有功功率量测数据

Attached Table 3 Voltage and active power measurement data of some customers

	NO.1	NO.2	NO.3	NO.4	NO.5	NO.1 有功	NO.2 有功	NO.3 有功	NO.4 有功	NO.5 有功
	电压/V	电压/V	电压/V	电压/V	电压/V	功率/kW	功率/kW	功率/kW	功率/kW	功率/kW
2020-09-01 00:00:00	236.5	236.8	237	236.8	236.3	0.013 2	0.124 1	0.007 1	0.112 4	0.072 9
2020-09-01 00:15:00	236.6	236.2	236.7	236.3	235.7	0.013	0.121 3	0.006 9	0.103 7	0.107 1
2020-09-01 00:30:00	235.9	236.2	236.2	236.3	234.4	0.013 1	0.092 5	0.006 9	0.164 8	0.106 5
2020-09-01 00:45:00	235.8	235.9	235.6	234.5	234.8	0.013	0.090 6	0.006 7	0.105	0.228 5
2020-09-01 01:00:00	235.9	235.9	235.8	234.8	234.7	0.013	0.032 3	0.007	0.106 6	0.229 5
2020-09-01 01:15:00	235.7	236.4	236.8	236.7	235	0.013 1	0.038 9	0.006 9	0.037 3	0.108 5
2020-09-01 01:30:00	236.4	236.4	235.8	236	235.3	0.013 1	0.039 2	0.007	0.183	0.108 8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2020-09-30 22:30:00	238	238.4	238.3	238.1	237.6	0	0.027 9	0.233 6	0.135 3	0.143 4
2020-09-30 22:45:00	237.9	237.7	237.8	237.6	236.9	0	0.091 2	0.14	0.097 1	0.072 9
2020-09-30 23:00:00	237.9	237.8	238	237.7	237.4	0	0.041 1	0.107 3	0.098 5	0.144
2020-09-30 23:15:00	237.4	237.5	238.4	237.3	237	0	0.103 7	0.125 7	0.049 9	0.073 1
2020-09-30 23:30:00	237.9	238	238	237.6	237.6	0	0.038 3	0.036 2	0.050 6	2.225
2020-09-30 23:45:00	237.8	238.2	238.3	238.3	236.7	0	0.034 4	0.035 9	0.101 3	0.055 2

附表 4 部分台区配变侧电压、有功功率量测数据

Attached Table 4 Voltage and active power measurement data of some low-voltage distribution transformers

	#1 电压/V	#2 电压/V	#3 电压/V	#4 电压/V	#5 电压/V	#1 有功 功率/kW	#2 有功 功率/kW	#3 有功 功率/kW	#4 有功 功率/kW	#5 有功 功率/kW
2020-09-01 00:00:00	238	238	238	238	238	73.04	55.4	55.4	37.4	66.56
2020-09-01 00:15:00	238	237	237	238	237	75.92	60.32	55.08	37.44	47.56
2020-09-01 00:30:00	237	237	238	238	237	57.44	64.8	52.32	42.84	52.48
2020-09-01 00:45:00	237	238	238	238	237	55.04	54.8	40.36	40.6	43.48
2020-09-01 01:00:00	237	239	238	238	238	44.72	49.52	35.2	39.2	37.48
2020-09-01 01:15:00	237	238	238	237	237	40.8	57.8	39.52	32.68	37.04
2020-09-01 01:30:00	237	238	239	238	237	50.6	39.6	33.44	28.16	41.64
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2020-09-30 22:30:00	238	240	239	239	238	68.2	64.8	50.64	45.08	75.68
2020-09-30 22:45:00	237	240	240	239	238	77.08	92.16	59.68	46.32	71.76
2020-09-30 23:00:00	237	240	239	240	238	81.12	96.12	61.28	51.64	75.68
2020-09-30 23:15:00	237	240	239	239	238	82.96	91.48	70.36	45.36	86.16
2020-09-30 23:30:00	238	240	238	240	238	75.2	100.28	63.96	51.32	84.16
2020-09-30 23:45:00	238	240	240	240	238	82.4	101.08	72.84	37.36	86.16

附表 5 部分台区配变、用户日电能量测数据

Attached Table 5 Daily energy measurement data of some transformers and customers

	#1 日电量/ kWh	#2 日电量/ kWh	#3 日电量/ kWh	#4 日电量/ kWh	#5 日电量/ kWh	NO.1 日 电量/kWh	NO.2 日 电量/kWh	NO.3 日 电量/kWh	NO.4 日 电量/kWh	NO.5 日 电量/kWh
2020-9-01	673.6	981	1104	1 228	456	9.98	1.67	2.66	3.43	8.65
2020-9-02	636.8	1 071	1131	1 108	400	9.73	2.74	3.56	3.09	8.43
2020-9-03	692.8	852	981	1 120	408	11.19	2.55	2.63	3.57	9.47
2020-9-04	684.8	909	969	1 220	452	12.15	5.61	3.01	3.57	7.36
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2020-11-27	868.8	762	927	1 172	416	6.99	2.97	3.24	2.1	10.09
2020-11-28	905.6	663	753	1 300	456	9.33	3	8.37	33.49	10.88
2020-11-29	1 035.2	561	678	1 272	452	14.19	0.61	5.22	6.58	17.98
2020-11-30	1 038.4	762	864	1 264	448	7.82	2.6	5.26	4.2	50.3

## 参考文献

- [1] 王日宁, 武一, 魏浩铭, 等. 基于智能终端特征信号的配电网台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 83-89.  
WANG Rining, WU Yi, WEI Haoming, et al. Topology identification method for a distribution network area based on the characteristic signal of a smart terminal unit[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 83-89.
- [2] 欧阳森, 杨家豪, 耿红杰, 等. 面向台区管理的台区状态综合评价方法及其应用[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(11): 187-192, 207.  
OUYANG Sen, YANG Jiahao, GENG Hongjie, et al. Comprehensive evaluation method of transformer area state oriented to transformer area management and its application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(11): 187-192, 207.
- [3] 刘科研, 盛万兴, 张东霞, 等. 智能配电网大数据应用需求和场景分析研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 287-293.  
LIU Keyan, SHENG Wanxing, ZHANG Dongxia, et al. Big data application requirements and scenario analysis in smart distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 287-293.
- [4] 夏澍, 王乃盾. 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. Line-transformer-meter topology anomaly identification method for cable distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 44-50.
- [5] 肖勇, 赵云, 涂治东, 等. 基于改进的皮尔逊相关系数的低压配电网拓扑结构校验方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 37-43.  
XIAO Yong, ZHAO Yun, TU Zhidong, et al. Topology checking method for low voltage distribution network based on improved Pearson correlation coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 37-43.
- [6] 栾文鹏, 王兵, 周宁, 等. 基于量测数据的低压配电网精确建模[J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3141-3146.  
LUAN Wenpeng, WANG Bing, ZHOU Ning, et al. Modeling of LV distribution network based on metering data[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3141-3146.
- [7] 李松浓, 胡晓锐, 郑可, 等. 低压电力线载波通信信道

- 衰减特性测量与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 99-106.
- LI Songnong, HU Xiaorui, ZHENG Ke, et al. Measurement and research on attenuation characteristics of low voltage power line communication channel[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 99-106.
- [8] 王鸿玺, 唐如意, 吴一敌, 等. 基于 HPLC 的智能抄表技术在客户侧泛在电力物联网中的研究及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 92-98.
- WANG Hongxi, TANG Ruyi, WU Yidi, et al. Research and application of smart meter reading technology based on HPLC in customer side universal power internet of things[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 92-98.
- [9] 李建, 赵汉昌. 多功能低压台区识别设备的研制[J]. 电测与仪表, 2014, 51(13): 107-111.
- LI Jian, ZHAO Hanchang. The development and manufacture of a multi-function equipment for low voltage area identified[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(13): 107-111.
- [10] 高泽璞, 赵云, 余伊兰, 等. 基于知识图谱的低压配电网拓扑结构辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(2): 34-43.
- GAO Zepu, ZHAO Yun, YU Yilan, et al. Low-voltage distribution network topology identification method based on knowledge graph[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 34-43.
- [11] 王继业, 季知祥, 史梦洁, 等. 智能配用电大数据需求分析与应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(8): 1829-1836.
- WANG Jiye, JI Zhixiang, SHI Mengjie, et al. Scenario analysis and application research on big data in smart power distribution and consumption systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(8): 1829-1836.
- [12] 郑美春. 瞬时停电法在台区户变关系排查中的应用[J]. 企业导报, 2014(23): 193, 153.
- ZHENG Meichun. The application of instantaneous blackout method in users and transformers areas[J]. Guide to Business, 2014(23): 193, 153.
- [13] 叶阿辽沙, 顾君, 张小秋. 基于数据时空相关性的智能台区识别技术[J]. 现代电子技术, 2018, 41(4): 30-33.
- YE Aliaosha, GU Jun, ZHANG Xiaoqiu. Intelligent transformer room recognition technology based on temporal and spatial data correlation[J]. Modern Electronics Technique, 2018, 41(4): 30-33.
- [14] 沈博, 蔡泽祥, 戴观权, 等. 面向泛在电力物联网的智能配用电信息采集业务通信分析[J]. 电力建设, 2019, 40(9): 27-34.
- SHEN Bo, CAI Zexiang, DAI Guanquan, et al. Communication analysis of information collection services in smart distribution system towards ubiquitous power internet of things[J]. Electric Power Construction, 2019, 40(9): 27-34.
- [15] 潘明明, 田世明, 吴博. 基于智能电表数据的台区识别与窃电检测方法研究[J]. 智慧电力, 2017, 45(12): 80-84.
- PAN Mingming, TIAN Shiming, WU Bo. Research on users' transformer attribute identification electricity detection method based on smart meter data[J]. Smart Power, 2017, 45(12): 80-84.
- [16] SHORT T A. Advanced metering for phase identification, transformer identification, and secondary modeling[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 4(2): 651-658.
- [17] LUAN W, PENG J, MARAS M, et al. Smart meter data analytics for distribution network connectivity verification[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 1964-1971.
- [18] WANG W, YU N, FOGGO B, et al. Phase identification in electric power distribution systems by clustering of smart meter data[C] // 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, December 18-20, 2016, Anaheim, USA.
- [19] 吕军, 栾文鹏, 刘日亮, 等. 基于全面感知和软件定义的配电物联网体系架构[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3108-3115.
- LÜ Jun, LUAN Wenpeng, LIU Riliang, et al. Architecture of distribution internet of things based on widespread sensing & software defined technology[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3108-3115.
- [20] LIU S, CUI X, LIN Z, et al. Practical method for mitigating three-phase unbalance based on data-driven user phase identification[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(2): 1653-1656.
- [21] 连子宽, 姚力, 刘晟源, 等. 基于 t-SNE 降维和 BIRCH 聚类的单相用户相位及表箱辨识[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(8): 176-184.
- LIAN Zikuan, YAO Li, LIU Shengyuan, et al. Phase and meter box identification method for single-phase users based on t-SNE dimension reduction and BIRCH clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(8): 176-184.
- [22] 广州供电局. 10 kV 及以下配网基建工程典型设计[Z]. 2017.
- Guangzhou Power Supply Bureau. Typical design of infrastructure project for distribution network of 10 kV and below[Z]. 2017.
- [23] NI F, LIU J Q, WEI F, et al. Phase identification in distribution systems by data mining methods[C] // IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, November 26-18, 2017, Beijing, China.

收稿日期: 2021-05-23; 修回日期: 2021-06-29

作者简介:

徐明昕(1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为低压配电网拓扑识别、电力大数据应用; E-mail: sdqdxmx123456@sina.com

赵健(1990—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为配电网运行与规划、人工智能、大数据挖掘;

王小宇(1978—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为配电网运行与规划. E-mail: xiaoyuw@shiep.edu.cn

(编辑 姜新丽)