

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200260

# 基于 T 型灰色关联度和 KNN 算法的低压配电网台区拓扑识别方法

陈招安<sup>1</sup>, 黄纯<sup>1</sup>, 张志丹<sup>2</sup>, 江亚群<sup>1</sup>

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 国网湖南省电力有限公司  
电力科学研究院, 湖南 长沙 410007)

**摘要:** 针对目前低压配电网台区拓扑存在记录不准确, 人工排查成本高, 准确率低的问题。提出了一种基于 T 型灰色关联度和 K-最近邻(K-nearest Neighbor, KNN)算法的低压配电网拓扑自动识别方法。首先计算用户与所属台区电压的 T 型灰色关联度, 对低于设定阈值的可疑用户用 KNN 算法判断所属台区, 完成户变关系识别工作。然后计算新用户变关系下用户之间电压的 T 型灰色关联度, 结合拓扑结构图识别馈线中的可疑用户。最后找出与可疑用户最相关的用户, 依据电压沿着馈线逐渐降低定位可疑用户在馈线中的位置。算例分析结果表明, 该方法能自动识别用户所属台区和馈线, 准确率高, 实用性好。

**关键词:** 低压配电网; 拓扑结构; T 型灰色关联度; KNN 算法; 台区

## Topology identification method of a low voltage distribution network based on T-type grey correlation degree and KNN algorithm

CHEN Zhaoran<sup>1</sup>, HUANG Chun<sup>1</sup>, ZHANG Zhidan<sup>2</sup>, JIANG Yaqun<sup>1</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Hunan Electric Power Company, Changsha 410007, China)

**Abstract:** There are errors in the topology record of the low-voltage distribution network, and its manual verification has high cost and low accuracy. An automatic topology identification method of a low-voltage distribution network based on T-type grey correlation degree and the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm is proposed. First, the T-type grey correlation degrees of the voltages between the users and the station area are calculated, and the KNN algorithm is used to judge the suspicious users of a station area by the set threshold value to identify the relationship between the user and the station area. Then, the T-type grey correlation degrees between user voltages are calculated under the new station area, and the suspicious users in the feeder are identified by the topological structure diagram. Finally, the users related to the suspicious users are found, and the location of the suspicious users in the feeder is located according to the characteristic that the voltage decreases gradually along the feeder. The results of case analysis show that the proposed method can automatically identify the user's station area and feeder line with high accuracy and good practicability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51677060) and Science and Technology Project of Hunan Electric Power Company (No. 5216A518000T).

**Key words:** low voltage distribution network; topology; T-type grey correlation degree; KNN algorithm; station area

## 0 引言

目前, 配电网所记录的低压配电网台区拓扑结构多存在数据缺失或者记录错误等问题, 依靠人工逐

一排查记录, 不仅耗时耗力, 而且正确率低<sup>[1]</sup>, 因此亟待寻找一种高效、精准识别低压台区拓扑结构的方法<sup>[2-3]</sup>。

随着泛在电力物联网建设的深入推进, 低压配电网将安装更多的智能监测终端和传感设备, 为低压配电网拓扑结构的自动识别提供了条件<sup>[4-7]</sup>。

低压配电网拓扑识别问题主要包括以下几类:

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(51677060); 国网湖南省电力公司科技项目资助(5216A518000T)

其一，台区所属 10 kV 线路识别<sup>[8]</sup>，这方面出错的概率很小，相应研究也较少；其二，低压用户所属台区识别，一般错误为误挂到相邻台区；其三，低压用户所属馈线识别，一般出错为挂到相邻馈线；其四，低压用户所属相位识别<sup>[9-10]</sup>。

针对以上研究问题，结合配电网中电气距离较近的负荷电压曲线波动比较相似的现象，文献[11]提出一种基于离群点检测的拓扑校验方法，用于鉴定离散的智能电表，但此方法不仅需要确定皮尔逊相关系数阈值，且离群点计算中距离阈值和分数阈值也难以把握。文献[12-13]采用灰色关联分析法识别电压曲线相似性，此方法受分辨系数、电压的极值差影响。文献[14-15]结合电压序列皮尔逊相关系数以及电压值大小关系，对地理信息系统所记录的拓扑结构连接进行校验。文献[16]利用相关系数确定电表之间或者电表与台区电压的相关性，并在相关性相差不大时运用台区各相功率值对台区电压进行修正，进而判断用户所属的相位，提高了识别的精确度。

本文提出一种基于 T 型灰色关联度的低压配电网台区拓扑识别方法，该方法用电压时间序列曲线的相对变化势态的接近程度计算关联度，克服了文献[12]的不足。用该方法识别低压用户所属台区和低压用户所属馈线，当所校验的用户因受与台区距离较远或负荷变化过于异常等因素影响，导致仅用关联度难以判断时，再运用 KNN 算法、电压序列平均值和已有的拓扑结构进一步校验。

## 1 台区整体解决方案

### 1.1 台区拓扑图及存在问题

城市配电网主要以辐射状为主，如图 1 所示。在新建或者改造的台区中，分别在台区变压器 Tr、电缆分支箱 DF 以及末端用户(图中未画出)处安装智能配变终端、分支线路监测终端和末端感知终端。各处的终端能够实时地监测电压、电流、功率等数据，经载波/无线或者 RS-485 等方式传输到智能配变终端<sup>[17-18]</sup>，智能配变终端再与供电服务指挥部进一步实现信息交互和数据的处理。

低压配电网台区拓扑关系存在的问题主要包括：(1) 用户所属台区记录错误或者用户在本台区下所属馈线记录错误；(2) 用户台区信息未记录<sup>[1]</sup>。这些错误通常在电力改造时，发生记载方面的遗漏或者错误记录到相邻的台区、馈线。

### 1.2 拓扑识别原理

在低压配电网中，由于各处负荷的不确定性，

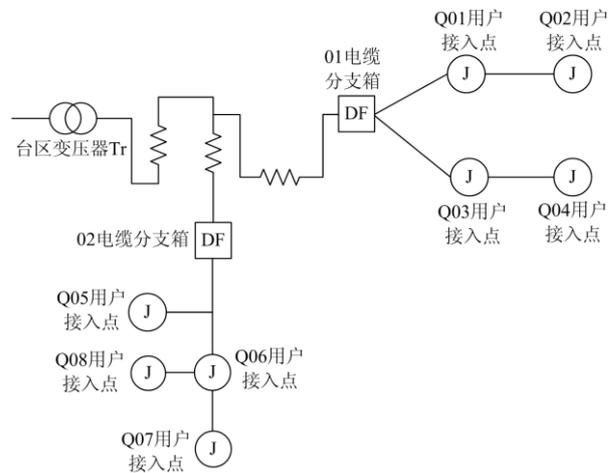


图 1 城市低压配电网拓扑结构图

Fig. 1 Topological structure of urban low-voltage distribution network

电压经常波动。相同台区下的用户，电压随时间波动的曲线更为相似；同理，同一台区下相同馈线的用户电压波动曲线更相似。此外，电压幅值沿着馈线从变压器出口到线路末端逐渐降低。智能配变终端每隔 15 min 采集一次台区变压器及用户的电压、电流等数据，用这些数据便可完成低压用户所属台区和所在低压馈线识别工作。

#### 1.2.1 低压用户所属台区识别

1) 计算各用户与所属台区电压之间的 T 型灰色关联度，并通过设置阈值把可能存在错误的用户作为可疑用户列出，以进一步分析判断。

2) 以该台区和相邻台区所有用户为总样本，计算步骤 1) 中可疑用户与总样本用户电压之间的 T 型灰色关联度，并用 KNN 方法确定这些可疑用户所属台区。

#### 1.2.2 低压用户所属馈线识别

1) 结合台区的单线图和 1.2.1 节中新的用户所属台区关系，并根据电压上下游关系找出所属馈线可能存在记录错误的用户作为参考序列。

2) 将此台区其余用户作为比较序列，计算参考序列和比较序列电压的 T 型灰色关联度，重新根据关联度值和电压平均值确定用户所属馈线和位置。

## 2 拓扑识别方法介绍

### 2.1 T 型灰色关联度及算法

灰色关联分析是由邓聚龙教授在 1985 年首先提出，是一种研究序列曲线相似性的方法。两条曲线几何形状越相似，其灰色关联度就越大，具体步骤如下。

选取参考序列  $x_0$  和比较序列  $x_1$ , 则有

$$\begin{cases} x_0 = [x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(i)] \\ x_1 = [x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(i)] \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $i$  为序列的样本量。

对参考序列和比较序列进行无量纲处理, 如公式(2)所示。

$$\begin{cases} x'_0 = x_0 / x_0(1) \\ x'_1 = x_1 / x_1(1) \end{cases} \quad (2)$$

计算参考序列和比较序列的关联系数为

$$\lambda_1(m) = \frac{\min_m \min |x'_0(m) - x'_1(m)| + \rho \max_m \max |x'_0(m) - x'_1(m)|}{|x'_0(m) - x'_1(m)| + \rho \max_m \max |x'_0(m) - x'_1(m)|} \quad (3)$$

式中:  $\rho$  为分辨系数, 其取值为[0,1], 一般取 0.5;  $\lambda_1(m)$  为比较序列的第  $m$  个样本与参考序列的关联系数,  $1 \leq m \leq i$ 。

计算比较序列与参考序列之间的灰色关联度。

$$\gamma_1 = \frac{1}{i} \sum_{m=1}^i \lambda_1(m) \quad (4)$$

从灰色关联度的计算过程可知: 其一, 此方法受到分辨系数的影响, 分辨系数的不同取值会得到不同的关联度值; 其二, 受到极值差的影响, 一旦数列中存在极大值或者极小值, 对各个点的关联系数和最后的关联度都有很大影响。

针对灰色关联度方法存在的不足, 本文利用 T 型灰色关联度<sup>[9]</sup>计算电压曲线接近程度。对于电压时间序列, 两条曲线的接近程度即为在对应相同时间段内电压增量的相似度。两条曲线的增量越接近, 则它们之间的 T 型关联度就越大。

对于时间区间  $[a, b]$ ,  $b > a \geq 0$ 。

$$\Delta t_k = t_k - t_{k-1} \quad (5)$$

$$[a, b] = \bigcup_{k=2}^n \Delta t_k \quad (6)$$

$$\Delta t_k \cap \Delta t_{k-1} = \emptyset, k = 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

式中:  $n$  为  $[a, b]$  内时间段的个数;  $t_k$  为曲线第  $k$  个点所处的时刻。

两条原始曲线的取值为

$$X_1 = \{X_1(t_1), X_1(t_2), \dots, X_1(t_n)\} \quad (8)$$

$$X_2 = \{X_2(t_1), X_2(t_2), \dots, X_2(t_n)\} \quad (9)$$

1) 标准化, 使序列之间拥有可比性。

$$D_1 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=2}^n |X_1(t_k) - X_1(t_{k-1})| \quad (10)$$

$$y_1 = \{X_1(t_k) / D_1, k = 1, 2, \dots, n\} \quad (11)$$

同理可求得曲线  $X_2$  对应的  $D_2$  和  $y_2$ 。

2) 求增量序列。

$$\Delta y_1 = \{\Delta y_1(t_k) = y_1(t_k) - y_1(t_{k-1}), k = 2, 3, \dots, n\} \quad (12)$$

同理可得  $\Delta y_2$ 。

3) 计算各时段关联系数。

当  $\Delta y_1(t_k) \cap \Delta y_2(t_k) \neq 0$  时,

$$\xi(t_k) = \text{sgn}(\Delta y_1(t_k) \cap \Delta y_2(t_k)) \frac{\min(|\Delta y_1(t_k)|, |\Delta y_2(t_k)|)}{\max(|\Delta y_1(t_k)|, |\Delta y_2(t_k)|)} \quad (13)$$

当  $\Delta y_1(t_k) \cap \Delta y_2(t_k) = 0$  时,

$$\xi(t_k) = 0 \quad (14)$$

4) 计算 T 型灰色关联度。

$$r(X_1, X_2) = \frac{1}{b-a} \sum_{k=2}^n \Delta t_k \cap \xi(t_k) \quad (15)$$

$r(X_1, X_2)$  即为最后所求的 T 型灰色关联度值, 其值越大, 表示两条曲线随时间变化的趋势越接近。根据算法可知, 与传统灰色关联分析相比, 此方法不需要设置分辨系数, 也不受电压极值影响。

## 2.2 KNN 算法

KNN 算法, 即 K-最邻近算法, 每个样本都可以用与它最接近的  $K$  个邻居来代表<sup>[20-21]</sup>。在与待校验样本最接近的  $K$  个样本中, 如果大多数属于特征空间中的某一类, 则判断此样本为这一类, 且与该类具有相同的特征。

本文识别用户所属台区时, 选择本台区下所有用户和相邻台区下所有用户作为总样本, 仅用 T 型灰色关联度难以判断所属台区的用户为可疑用户。计算可疑用户与总样本之间的 T 型灰色关联度, 选择其中关联度最大的  $K$  个样本, 这  $K$  个样本中大多数属于哪一台台区则判断用户也属于该台区。图 2 中, 越接近圆心代表与可疑用户的 T 型灰色关联度越大。选择  $K=9$ , 可知可疑用户最近邻中大多数属于台区 T1, 则判断可疑用户属于台区 T1。

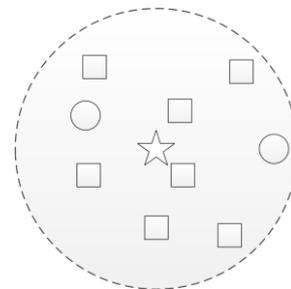


图 2 KNN 算法原理图

Fig. 2 Schematic diagram of KNN algorithm

在识别用户所属馈线时，以此台区下所有用户为样本，通过观察 T 型灰色关联度值和电压上下游关系找出可疑样本。同样用 KNN 方法判断用户所属馈线和在馈线中的位置。

### 2.3 电压上下游关系

由于电缆线路、各种设备的阻抗以及负载的存在，电压幅值会从变压器出口开始沿着馈线逐渐降低<sup>[22-23]</sup>。图 1 所示的低压配电网中，1 号馈线各处电压关系为

$$V_{T1} > V_{DF1} > V_{Q1} > V_{Q2} \quad (16)$$

$$V_{T1} > V_{DF1} > V_{Q3} > V_{Q4} \quad (17)$$

式中， $V_{T1}, V_{DF1}, V_{Q1}, V_{Q2}, V_{Q3}, V_{Q4}$  分别代表图 1 中台区变压器  $T_r$ ，电缆分支箱  $DF1$ ，用户接入点  $Q1, Q2, Q3, Q4$  处的电压幅值。

当出现下游侧用户的电压值高于上游侧时，此处的用户拓扑关系便可能存在异常。因此，将这些用户作为可疑用户，运用 T 型灰色关联度和 KNN 算法确定所属台区以及所属馈线。在完成用户所属馈线识别后，将可疑用户连接在与之 T 型灰色关联度最大的用户旁边，并根据电压平均值大小确定上下游关系，判断用户在馈线中的位置信息。

### 2.4 方法总结

T 型灰色关联度算法可以有效计算出用户与台区、用户与用户之间的电压变化接近程度。此方法克服了传统灰色关联分析受到电压极值差和分辨系数取值影响的不足，充分运用了时间这个重要的因素。KNN 算法通过取与可疑用户电压的 T 型灰色关联度最大的  $K$  个相邻用户样本，准确归类可疑用户所属台区，进一步解决了少数用户仅用 T 型灰色关联度难以准确判断的问题。而电压上下游关系作为一种简洁、有效的辅助方法，可以直观判断拓扑连接错误的问题。

结合 1.1 节电力公司已有的低压配电网拓扑单线图，1.2 节中拓扑识别的各项原理，运用上述的识别方法，能够有效识别已有台区拓扑结构图存在错误的问题。

## 3 算法流程

根据需要识别台区的内容，将算法流程图分两部分，分别是用户所属台区识别和用户所属馈线识别。如图 3 为低压配电网用户所属台区的流程图。

在正确识别用户所属台区后，以新的户变关系下的用户作为样本，进一步识别用户所属馈线，其流程图如图 4。

经过以上两个流程，用户所属台区识别和所属馈线识别工作进行完毕，拓扑识别工作结束，得到

新的拓扑关系图。

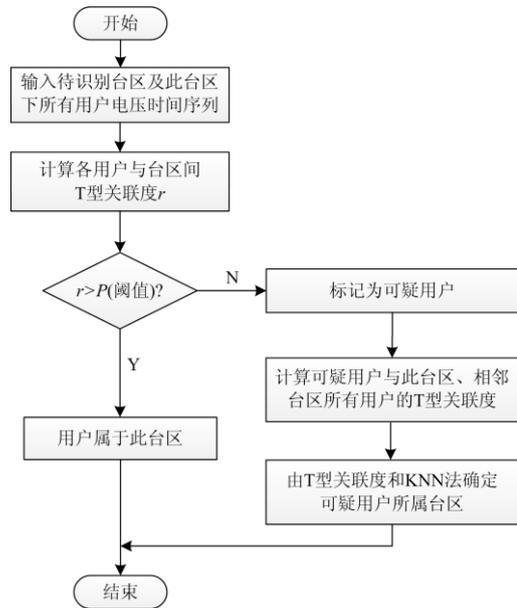


图 3 用户所属台区识别流程图

Fig. 3 Flow chart of user's station area identification

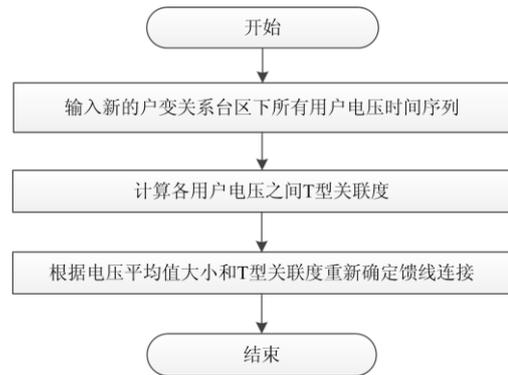


图 4 用户所属馈线识别流程图

Fig. 4 Flow chart of user's feeder identification

## 4 应用分析

运用本文的拓扑识别原理以及流程图，对台区变压器  $T1$  进行验证。如图 5 为台区  $T1$  的原拓扑结构图，台区中所有用户的电压数据都由智能配变终

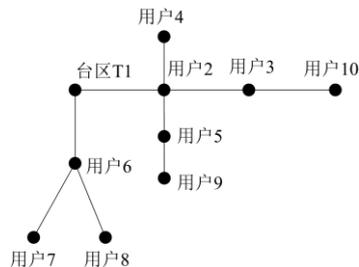


图 5 台区  $T1$  的原拓扑结构图

Fig. 5 Original topological structure of station  $T1$

端收集并上传。图 6 为根据监测的历史数据得到的台区变压器和各处用户的电压时间曲线图, 其中台区 T1 为台区变压器 T1 的总电压。

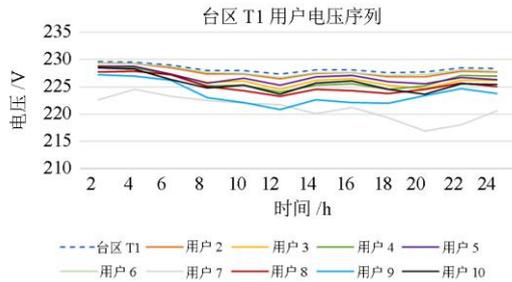


图 6 台区 T1 电压时间曲线

Fig. 6 Voltage time curve of station area T1

针对以上的原拓扑图和采集信息, 运用 T 型灰色关联度和 KNN 方法识别此台区。经多次数据分析, T 型灰色关联度的阈值  $P$  取 0.4, KNN 算法最近邻个数  $K$  取 9 能得到较好的识别效果。

计算各电表电压与台区总电压之间的 T 型灰色关联度, 其结果如表 1 所示。从所得结果可知, 用户 7 的结果低于阈值, 且跟其他用户相比其关联度明显较小, 用户 8 的关联度在设定的阈值以下, 因此将两者列为可疑用户。

为了进一步确定用户 7 和用户 8 所属台区, 以台区 T1 和相邻台区 T2 所有用户作为样本, 计算各样本与这两个可疑用户之间 T 型灰色关联度, 结果分别如表 2 和表 3 所示。由表 2 结果可判断, 用户 7 属于台区 T2, 原配电网拓扑结构存在错误; 用户 8 属于台区 T1, 原拓扑连接无误。其余用户与台区 T1 的 T 型灰色关联度都高于用户 7、用户 8 和设定的阈值, 则认为拓扑连接正确。至此, 用户所属台区识别工作完成。

完成用户所属台区识别后, 进入下一步用户所属馈线识别工作。计算新台区 T1 下所有用户之间 T 型灰色关联度, 结果如表 4 所示。表中用户与自身的 T 型灰色关联度定义为 1, 且表格拥有对称性。

表 1 各用户与台区 T1 的 T 型灰色关联度

Table 1 T-type grey correlation degree between users and station T1

用户号	用户 2	用户 3	用户 4	用户 5	用户 6	用户 7	用户 8	用户 9	用户 10
T 关联度	0.653 6	0.499 5	0.595 0	0.448 6	0.678 0	0.171 2	0.338 8	0.407 6	0.577 7

表 2 与用户 7 的 T 型灰色关联度最大的 9 个样本

Table 2 Nine samples with the largest T-type grey correlation with user 7

用户号	用户 15	用户 12	用户 13	用户 11	用户 16	用户 19	用户 14	用户 6	用户 17
T 关联度	0.835 2	0.573 9	0.531 9	0.490 6	0.408 8	0.322 1	0.290 2	0.276 9	0.192 4
所属台区	T2	T1	T2						

表 3 与用户 8 的 T 型灰色关联度最大的 9 个样本

Table 3 Nine samples with the largest T-type grey correlation with user 8

用户号	用户 9	用户 6	用户 4	台区 T1	用户 5	用户 2	用户 10	用户 3	用户 7
T 关联度	0.740 3	0.426 6	0.349 2	0.338 8	0.280 0	0.268 0	0.139 8	0.136 5	0.043 3
所属台区	T1	T2							

表 4 更新后台区 T1 下用户之间 T 型灰色关联度

Table 4 T-type grey correlation between users in the new station area T1

用户编号	台区 T1	用户 2	用户 3	用户 4	用户 5	用户 6	用户 8	用户 9	用户 10
台区 T1	1.000 0	0.653 6	0.499 5	0.595 0	0.448 6	0.678 0	0.338 8	0.407 6	0.577 7
用户 2	0.653 6	1.000 0	0.697 2	0.709 5	0.578 4	0.522 1	0.268 0	0.344 9	0.733 0
用户 3	0.499 5	0.697 2	1.000 0	0.605 3	0.605 7	0.398 5	0.136 5	0.219 3	0.753 7
用户 4	0.595 0	0.709 5	0.605 3	1.000 0	0.502 2	0.505 8	0.349 2	0.365 0	0.625 1
用户 5	0.448 6	0.578 4	0.605 7	0.502 2	1.000 0	0.359 3	0.280 0	0.226 0	0.656 3
用户 6	0.678 0	0.522 1	0.398 5	0.505 8	0.359 3	1.000 0	0.426 6	0.485 3	0.420 3
用户 8	0.338 8	0.268 0	0.136 5	0.349 2	0.280 0	0.426 6	1.000 0	0.740 3	0.139 8
用户 9	0.407 6	0.344 9	0.219 3	0.365 0	0.226 0	0.485 3	0.740 3	1.000 0	0.239 6
用户 10	0.577 7	0.733 0	0.753 7	0.625 1	0.656 3	0.420 3	0.139 8	0.00	1.000 0

深入分析其结果,与用户9的T型灰色关联度最大为用户8,其次为用户6,而与原拓扑图中显示相连用户5的T型灰色关联度很小。因此用户9应当与用户8直接相连。同时,根据电压数据可知用户6、8、9一天的平均电压分别为227.9 V、225.3 V和223.7 V,所以用户9应当处于馈线末端。校验用户10,其与用户3和用户6的关联度最接近,与图5中的结果相符。同理,利用用户之间电压的T型灰色关联度和电压幅值大小对其余用户进行校验,可知余下用户拓扑连接关系正确。至此,用户所属馈线识别结束。台区T1新的拓扑结构如图7。

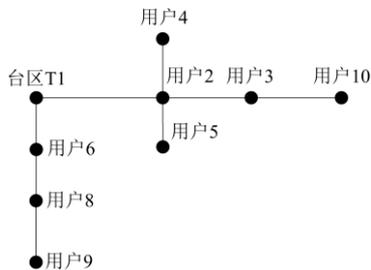


图7 台区T1正确拓扑结构图

Fig. 7 Correct topological structure of station area T1

## 5 结论

本文针对现有低压配电网台区拓扑记录存在错误,且人工排查费时费力、准确率低的问题,运用T型灰色关联度和KNN算法识别用户所属台区。完成用户所属台区识别后,依据新用户变关系下用户之间T型灰色关联度和用户电压沿馈线逐渐降低,识别用户所属馈线及位置信息。本文的识别方法具有以下优点。

1) T型灰色关联度算法克服了传统灰色关联度方法受采集电压的极值差、分辨率影响等不足,且充分利用了时间这个重要的因素,所得结果为电压随时间变化的接近程度。

2) KNN算法对可疑用户进一步判断,使得用户所属台区识别更加精确。

3) 电压随着馈线逐渐降低的依据在用户所属馈线识别中起到重要作用,能够更加准确地定位用户在所属馈线中的位置。

综上,此方法所需的成本小、准确率高、实用性强,对于目前低压配电网台区拓扑存在记录不准确问题的处理非常有效。

## 参考文献

- [1] 耿俊成, 张小斐, 郭志民, 等. 基于离散 Fréchet 距离和剪辑近邻法的低压配电网拓扑结构校验方法[J]. 电

测与仪表, 2017, 54(5): 50-55.

GENG Juncheng, ZHANG Xiaofei, GUO Zhimin, et al. Verification method of low-voltage distribution network topology based on discrete Fréchet distance and clip nearest neighbor method[J]. Electrical Measurement & Instrument, 2017, 54(5): 50-55.

- [2] 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. Identification method of LV distribution network topology based on knowledge map[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(2): 34-43.

- [3] JAYADEV S P, RAJESWARAN A, BHATT N P, et al. A novel approach for phase identification in smart grids using graph theory and principal component analysis[C] // 2016 American Control Conference (ACC), July 6-8, 2016, Boston, MA, USA: 5026-5031.

- [4] 武奕彤. 智能配电网分布式拓扑识别与应用方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(16): 136-142.

WU Yitong. Distributed topology identification and application method of intelligent distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 136-142.

- [5] 梁文鹏, 余贻鑫, 王兵. AMI 数据分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 29-36.

LUAN Wenpeng, YU Yixin, WANG Bing. AMI data analysis method[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 29-36.

- [6] ZHANG Baohui, HAO Zhiguo, BO Zhiqian. New development in relay protection for smart grid[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(2): 121-127. DOI: 10.1186/s41601-016-0025-x.

- [7] 赵腾, 张焰, 张东霞. 智能配电网大数据应用技术与前景分析[J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3305-3312.

ZHAO Teng, ZHANG Yan, ZHANG Dongxia. Big data application technology and prospect analysis of intelligent distribution network[J]. Power System Technology, 2014, 38(12): 3305-3312.

- [8] 唐泽洋, 周鲲鹏, 曹侃, 等. 基于配电网运行数据的线变关系校验方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1059-1068.

TANG Zeyang, ZHOU Kunpeng, CAO Kan, et al. Verification method of line transformer relationship based on operation data of distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1059-1068.

- [9] ARYA V, MITRA R. Voltage-based clustering to identify connectivity relationships in distribution networks[C] //

- International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm), October 21-24, 2013, Vancouver, BC, Canada: 7-12.
- [10] PAPPU S J, BHATT N, PASUMARTHY R, et al. Identifying topology of low voltage distribution networks based on smart meter data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 5113-5122.
- [11] 耿俊成, 吴博, 万迪明, 等. 基于离群点检测的低压配电网拓扑结构校验[J]. 电力信息与通信技术, 2017, 15(5): 61-65.  
GENG Juncheng, WU Bo, WAN Diming, et al. Verification of low-voltage distribution network topology based on outlier detection[J]. Power Information and Communication Technology, 2017, 15(5): 61-65.
- [12] 潘明明, 田世明, 吴博, 等. 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, et al. Research on platform area identification and power stealing detection method based on smart meter data[J]. Smart Power, 2017, 45(12): 80-84.
- [13] 余鹤, 夏水斌, 魏伟, 等. 改进灰色关联分析在台区智能识别中的应用研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(8): 32-35.  
YU He, XIA Shuibin, WEI Wei, et al. Application of improved grey correlation analysis in intelligent identification of Taiwan area[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(8): 32-35.
- [14] ZHANG M, LUAN W, GUO S, et al. Topology identification method of distribution network based on smart meter measurements[C] // China International Conference on Electricity Distribution (CICED), 2018, Tianjin, China: 372-376.
- [15] LUAN W P, PENG J, MARAS M, et al. Distribution network topology error correction using smart meter data analytics[C] // 2013 IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 21-25, 2013, Vancouver, BC, Canada: 1-5.
- [16] SHORT T A. Advanced metering for phase identification, transformer identification, and secondary modeling[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(2): 651-658.
- [17] 李亚, 樊汝森, 蒋伟, 等. 基于 BP 神经网络的智能台区识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2017, 54(3): 25-30.  
LI Ya, FAN Rusen, JIANG Wei, et al. Research on intelligent platform area recognition method based on BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrument, 2017, 54(3): 25-30.
- [18] 张冀川, 陈蕾, 张明宇, 等. 配电网物联网智能终端的概念及应用[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1729-1736.  
ZHANG Jichuan, CHEN Lei, ZHANG Mingyu, et al. Concept and application of intelligent terminal of distribution Internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1729-1736.
- [19] 唐五湘. T 型关联度及其计算方法[J]. 数理统计与管理, 1995(1): 34-37.  
TANG Wuxiang. T-type correlation degree and its calculation method[J]. Mathematical statistics and management, 1995(1): 34-37.
- [20] 窦小凡. KNN 算法综述[J]. 通讯世界, 2018(10): 273-274.  
DOU Xiaofan. KNN algorithm overview[J]. Communication World, 2018(10): 273-274.
- [21] 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. Verification method of LV distribution network topology based on improved Pearson correlation coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 37-43.
- [22] 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.
- [23] 王丹. 基于智能电表数据的配电网拓扑修正[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(23): 150-155.  
WANG Dan. Topology modification of distribution network based on smart meter data[J]. Science and Technology and Engineering, 2019, 19(23): 150-155.

收稿日期: 2020-03-31; 修回日期: 2020-06-06

作者简介:

陈招安(1996—), 男, 硕士, 研究方向为配电网自动化; E-mail: 15879015060@163.com

黄纯(1966—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能配电网、电能质量分析与控制、电力系统保护与控制; E-mail: yellowpure@hotmail.com

张志丹(1986—), 男, 博士, 研究方向为配电网自动化、智能变电站。E-mail: zhangzhidankobp@163.com

(编辑 许威)