

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230902

基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑识别方法

殷涵¹, 宣羿², 黄怡³, 孙智卿², 赵健¹, 鲍若愚¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网浙江省电力有限公司杭州供电公司, 浙江 杭州 310016;
3. 国家电网有限公司, 北京 100032)

摘要: 当前拓扑识别技术难以反映潮流特性对拓扑识别的影响, 基于配电网现有量测数据, 通过分析节点间的电气距离, 提出了虚拟阻抗的概念。将节点间具备电气意义的且与电气距离成正相关的连续变量定义为虚拟阻抗, 并提出了一种基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑识别方法。首先, 构建以节点间虚拟阻抗为因变量的多元线性回归方程。然后, 通过岭回归计算每一个单相电表与关口电表构成的回归方程的虚拟阻抗, 根据计算结果快速判别出拓扑关系异常的电气设备。最后, 建立基于导数动态时间弯曲(derivative dynamic time warping, DDTW)距离的校验模型, 重新构建得到电气设备的正确拓扑关系, 实现低压配电网拓扑关系的修正。以实际的低压配电网台区样本数据为依据, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 低压配电网; 拓扑识别; 虚拟阻抗; 潮流特性

Virtual impedance-based low-voltage distribution network topology identification method

YIN Han¹, XUAN Yi², HUANG Yi³, SUN Zhiqing², ZHAO Jian¹, BAO Ruoyu¹

(1. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;
2. Hangzhou Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310016, China;
3. State Grid Corporation of China, Beijing 100032, China)

Abstract: At present, topology recognition technology finds it difficult to reflect the influence of power flow characteristics on topology identification. The concept of virtual impedance is introduced. This defines continuous variables with electrical meaning between nodes that are positively correlated with electrical distance as virtual impedance. A virtual impedance-based low-voltage distribution network topology identification method is proposed by analyzing the electrical distance between nodes using existing measurement data in the distribution network. First, a multiple linear regression equation is constructed with virtual impedance between nodes as the dependent variable. Then, using ridge regression, the virtual impedance of the regression equation composed of each single-phase meter and junction meter is calculated to quickly identify faulty electrical equipment with incorrect topology relationships. Finally, a verification model based on derivative dynamic time warping (DDTW) distance is established to reconstruct the correct topology relationships of electrical equipment and achieve the correction of the topology relationships in the low-voltage distribution network. The effectiveness of the proposed method is validated based on actual sample data of low-voltage distribution network substations.

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

Key words: low-voltage distribution network; topology identification; virtual impedance; power flow characteristics

0 引言

低压配电网是一个复杂的配电系统, 涉及众多用户, 具有大量数据存储需求, 并存在各个系统之间数据结构差异的情况^[1-2]。低压配电网拓扑识别的目的是准确识别并建模低压配电网的电力设备及其

连接方式, 为运行管理和优化提供基础数据支持^[3]。然而, 目前低压配电网面临诸多挑战, 包括台区信息不完善、数据质量闭环困难等问题。这导致台区量测数据与拓扑关系逐渐恶化, 影响了线损指标和优质服务业务的开展^[4-5]。因此, 为了高效开展配网运维管理和营销服务, 并推进新型电力系统建设, 必须提升电网基础拓扑数据的准确性。

现有的配电网拓扑识别主流技术是高频电力线载波技术, 通过在电力线路两端安装信号发生和收

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51907114); 上海市教育发展基金会晨光计划项目资助(19CG61)

集设备,利用高频高速传输的方式判定信号特征来实现拓扑识别^[6]。然而,该技术存在信号畸变率高、传播距离短、干扰引起识别错误等局限性,因此需要开发新的自动拓扑识别技术来应对这些问题。

国内外大量学者对配电网自动拓扑识别方法进行了研究,如:1)基于电压波动曲线相似性的判别方法,通过对低压配电网各个节点的电压波动曲线进行相似性分析,计算电压波动曲线之间的相似性,从而推断节点之间的连接关系,例如动态时间规整算法^[7]、Pearson 相关系数^[8]、DBSCAN 聚类^[9]、K 均值聚类^[10]等;2)基于电气数据特征挖掘的方法,通过对低压配电网各个节点的电气数据进行特征提取和挖掘,计算电气数据之间的相似性,从而推断节点之间的连接关系,例如多元特征统计^[11]、离散弗雷歇距离^[12]、T 型灰色关联度^[13]等;3)基于配电网网络连通性的方法,对低压配电网中各个节点之间的连接关系进行分析和推断,例如最小生成树法^[14-15]、贝叶斯网络^[16]、模糊综合评判法^[17]等;4)基于机器学习和深度学习的方法,通过对低压配电网中的数据建模和预测,实现拓扑识别^[18-19]。然而,现有的自动拓扑识别技术在处理电网拓扑信息方面虽然有快速性,但在特征提取、数据质量和模型训练等方面仍存在问题。针对庞大的数据量和复杂的台区情况,现有方法难以满足实际工程中对拓扑关系识别的需求,导致电网实际情况的准确把握不足。此外,现有方法通常采用单一数据特征,无法满足复杂台区情况的识别要求。为解决这些问题,需要结合动态潮流分析技术,综合考虑潮流特性对拓扑识别的影响,以提高电网拓扑信息的精度和可靠性。电流作为动态潮流物理量,在拓扑识别中具有重要意义。本文通过构建动态模型对电流进行监测和分析,捕捉系统拓扑的瞬时变化,以准确识别电力系统的动态拓扑。相对于电压和功率方法,电流在传输过程中受到的干扰较少,有助于减少数据质量下降对拓扑识别的影响,能够提供相对可靠的拓扑信息。

针对上述问题,本文提出了一套基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑识别的方法,通过深入挖掘配电网现有的量测数据,分析节点间的电气距离,提出了虚拟阻抗的概念,将节点间具备电气意义的且与电气距离成正相关的连续变量定义为虚拟阻抗,并基于虚拟阻抗提出了一种低压配电网拓扑识别方法,实现拓扑结构的自动识别和实时更新,为配电网的数据融合、故障抢修、线损管理等高级应用提供技术支撑,进而实现新型配电网区域化、智能化自治。本文所提方法充分利用了多个数据特征以及

档案信息,能够有效降低数据量、减轻计算负担、提升识别效率,并且综合考虑了潮流特性对拓扑识别的影响,能够精准把握电网实际情况。此外,本文还充分挖掘了各个特征中变压器与客户的连通性关系,能够避免因供电范围重叠导致的单一特征过于类似的情况,有较好的工程适用性。

1 低压配电网拓扑关系问题概述

目前,低压配电网主要以辐射状为主。随着先进计量基础设施的快速发展和智能电表的普及,通过在各处终端加装智能电表,可以实现对电网上各个节点的电流、电压等参数的实时监测和收集,为配电网拓扑识别提供了数据支撑^[20-22]。典型低压配电网模型如图 1 所示,其采用径向布线。400 V 低压母线通过配电装置组成多条支路,将电力分配给不同用户。用户不仅位于供电线路的末端,还可能位于任意两个支路节点之间的支路段上。每条支路的头端装有三相支路表,用户侧装有单相用户表记。

由图 1 可知,低压配电网拓扑关系是指低压配电网中各配电台区之间的连接关系以及线路的布置方式等。低压配电网中的台区是指一台配电变压器的供电范围,它包括台区变压器及其下属的所有用户,是电力能量传输和分配的重要场所。各个节点之间的电气距离和电气连接关系对电力系统的安全和稳定运行具有重要影响。低压配电网拓扑关系的研究旨在优化低压配电网的拓扑结构,以提高配电网的供电可靠性、节约电力资源,减少电力损耗等。然而,低压配电网中的用户规模大且复杂,供电线路交叉重叠,使得配电网拓扑信息辨识困难。

通过电气参数计算和分析可以发现,低压配电网的节点之间存在复杂的电气连接关系和电气距离关系。这些关系在配电网的设计和运营中具有重要作用。比如电气距离较远的节点之间在电力传输过程中会出现电压降低和能量损耗,影响电力系统的经济性和可靠性。如果节点之间电气连接关系不良,那么电力传输过程中会出现电流过载和设备损坏,影响电力系统的安全。

因此,本文提出了一种新的拓扑识别思路,通过利用智能电表所获取的配变低压侧和用户侧的电压、电流和功率等量测数据,采用线损计算、矩阵分析等方法计算台区配变和用户间的虚拟阻抗,并基于虚拟阻抗推导出低压配电网的拓扑结构。相较于传统方法,本文方法具有识别准确性高、计算量小、实现简便等优点,可以为低压配电网的运行管理和维护提供重要的参考依据。

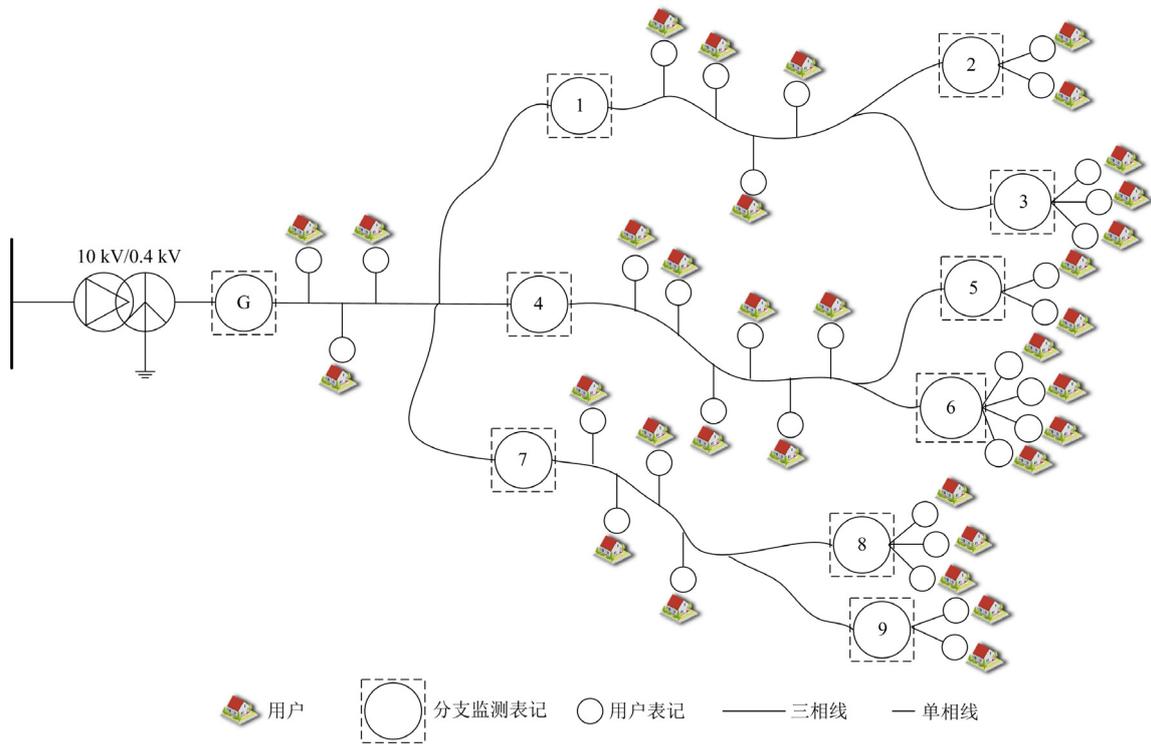


图 1 典型低压配电网模型

Fig. 1 Typical low-voltage distribution network model

2 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别

本文通过分析节点间的电气距离，提出了一种虚拟阻抗的概念，可以通过计算电力系统中各节点之间的虚拟阻抗来确定它们之间的连接紧密程度，从而推导出低压配电网的拓扑结构，来实现拓扑关系判别。虚拟阻抗是在电力系统中用来描述节点间电气距离的概念，它是根据节点间的电气距离而定义的连续变量。通过将虚拟阻抗作为未知量构建功率损耗方程，并用多变量线性回归的方法对方程进行求解，可以得到各节点间的虚拟阻抗值。如果两个节点之间的虚拟阻抗很小，则表示它们之间的连接紧密，而其虚拟阻抗极大，则表示两个节点之间的连接非常薄弱或者不存在。因此，通过计算虚拟阻抗，可以推断出各节点之间的电气距离，从而可以对电力系统中的节点进行监测和管理。

另外，在电力系统中，如果某个节点与变压器之间的电气距离与其他节点相比非常小，则说明该节点在电力系统中的地位非常重要，该节点的故障可能会对整个电力系统的稳定性和安全性造成严重影响。通过计算节点间的虚拟阻抗，推断出各节点之间的电气距离，可以对电力系统中的重要节点进行监测和管理，优化电力系统的布局，达到预防或

者解决电力系统中的故障的效果，从而提高电力系统的效率和经济性，为电力系统的运行提供保障。图 1 所示的低压配电网对应的拓扑结构如图 2 所示。

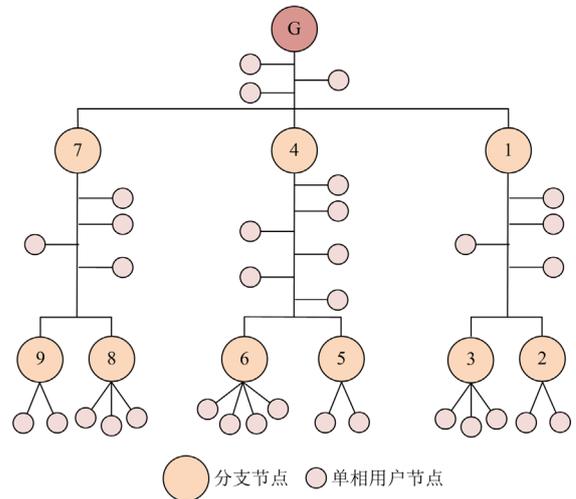


图 2 典型低压配电网拓扑图

Fig. 2 Typical low-voltage distribution network topology

在电力系统中，线路损耗与节点间电气距离之间存在一定的关系^[23]。节点间电气距离越大，表示两个节点之间的电力传输路径越长，线路损耗也就越大。线路损耗主要是指电力在输送过程中由于电

阻、电感等因素而转化为热能或其他形式的能量损失，与导线的长度和截面积有关，当导线长度增加时，电阻损耗也会增加。因此，在电力系统中，为了减小线路损耗，需要尽量缩短节点之间的电气距离，减小电力传输的路径长度，从而减小线路损耗。对一个简单低压配电网进行拓扑分析，对应的等值电路模型如图3所示。

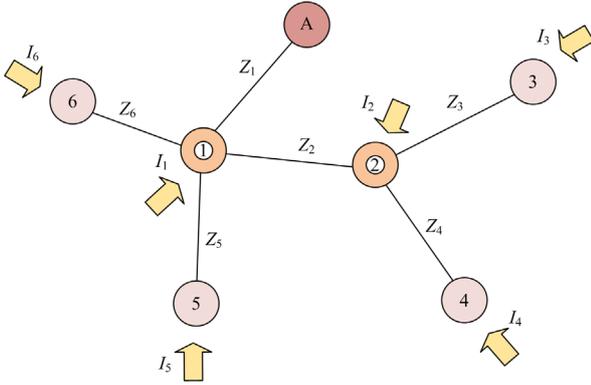


图3 简单低压配电网等值电路模型

Fig. 3 Simple low-voltage distribution network equivalent circuit model

图3中，圆形A代表变压器二次侧电源出口处功率 P_A ，环形1、2代表下游仍连接着用户的分支节点。圆形3、4、5、6代表低压配电网中末端的用户表记。 Z_1 为分支节点到变压器二次侧电源出口处的线路阻抗值， Z_2 为分支节点与分支节点间的线路阻抗， $Z_3—Z_6$ 为用户表记到线路交汇节点的线路阻抗， $I_1—I_6$ 为注入电流。

对于低压配电网，假设电缆段的电流为 I_i ，电阻为 R_i ，电抗为 X_i ， $Z_i = jX_i + R_i$ ，电缆段的功率因数为 $\cos \phi_i$ ，则该电缆段的电抗为

$$X_i = R_i \tan \phi_i \quad (1)$$

该电缆段的有功功率损耗为

$$P_i = I_i^2 R_i \cos \phi_i \quad (2)$$

该电缆段的无功功率损耗为

$$Q_i = I_i^2 X_i \sin \phi_i = I_i^2 R_i \sin \phi_i \tan \phi_i \quad (3)$$

该电缆段的总功率损耗为

$$S_i = I_i^2 R_i + I_i^2 X_i = I_i^2 R_i (1 + \tan^2 \phi_i) = I_i^2 R_i \sec^2 \phi_i \quad (4)$$

图3所示的等值电路模型的线路损耗为

$$P_A - \sum_{i=1}^6 P_i = \left(\sum_{i=1}^6 I_i \right)^2 R_1 \sec^2 \phi_1 + \left(\sum_{i=2}^4 I_i \right)^2 R_2 \sec^2 \phi_2 + \sum_{i=3}^6 I_i^2 R_i \sec^2 \phi_i \quad (5)$$

式中： P_i 为分支监测表记出口端的功率； $\sum_{i=1}^6 P_i$ 为节点1~6的用户表记出口端功率的总和； $\sum_{i=1}^6 I_i$ 为节点1~6的用户表记出口端电流的总和。

将式(5)推广到 n 个用户节点的低压配电网可得

$$P_1 - \sum_{i=2}^n P_i = \left(\sum_{i=2}^n I_i \right)^2 R_1 \sec^2 \phi_1 + \left(\sum_{i=2}^j I_i \right)^2 R_2 \sec^2 \phi_2 + \dots + \sum_{i=j}^n I_i^2 R_i \sec^2 \phi_i \quad (6)$$

用 C_{ij} 代替 I_i 、 I_j 的系数可得

$$P_1 - \sum_{i=1}^n P_i = C_{11} I_1^2 + C_{12} I_1 I_2 + \dots + C_{mn} I_n^2 \quad (7)$$

式中： $\sum_{i=1}^n P_i$ 为节点1~ n 的分支监测表记出口端功率的总和； P_i 为节点 i 的分支监测表记出口端功率。 C_{ij} 代表式(6)中 I_i 、 I_j 的系数， C_{ij} 的值取决于低压配电网的拓扑以及网络中线路和变压器的阻抗值。当 i 、 j 两个节点之间存在连接关系时， C_{ij} 等于两个节点上游交汇处的上游各段的阻抗值与功率因数倒数平方的乘积；当 i 、 j 两个节点之间不存在连接关系时， C_{ij} 为0。

通过对 $i=1$ 时的 C_{ij} 进行分析，可以逐步推导出得到各节点间的虚拟阻抗。

本文利用多变量线性回归的求解思路将式(7)转化为线性回归问题^[24]。为了防止过拟合，本文使用岭回归来对模型进行正则化，使得一些自变量的系数被压缩^[25]。岭回归具有以下优点：当自变量之间存在强相关性时，多重共线性会导致最小二乘法无法准确估计回归系数。而岭回归可以通过正则化项的作用减少共线性的影响，从而提高回归系数的稳定性和可靠性。当样本量较少或特征较多时，最小二乘法容易出现过拟合现象，使得模型对训练集的拟合效果较好，但对新数据的预测效果较差。而岭回归通过正则化项的约束，限制了模型的复杂度，从而降低了过拟合的风险。

假设矩阵 $\mathbf{X}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{Y}_{m \times 1}$ 的每一行表示一个时间点的数据点，可以写出如式(8)所示的多元线性回归方程。

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_n x_{in} + \epsilon_i \quad (8)$$

其中

$$y_i = P_{i1} - \sum_{j=1}^n P_{ij} \quad (9)$$

$$x_{ij} = I_i I_j, \quad \mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \quad (10)$$

将上述问题写成矩阵形式, 得

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}$ 为 $n \times 1$ 的未知参数向量; $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为 $m \times 1$ 的误差向量, 表示模型预测值与实际值之间的差异。

因此, 可通过求解最小化误差平方和 S_{SE} 获取 $\boldsymbol{\beta}$ 。

$$S_{SE} = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^m (y_i - \mathbf{x}_i \boldsymbol{\beta})^2 \quad (12)$$

综上, 岭回归的优化目标函数为

$$\min_{\beta_0, \beta_j} \left[\frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^n x_{ij} \beta_j \right)^2 + \alpha \sum_{j=1}^n \beta_j^2 \right] \quad (13)$$

式中: α 为正则化参数; β_j^2 为 L2 正则化项, 用来控制模型的复杂度。

最后, 分析 C_{ij} 得出各节点间的虚拟阻抗值。将得到的虚拟阻抗归一化处理后, 根据阈值判定法比较虚拟阻抗值与预设的阈值, 从而确定节点之间是否存在连线, 将虚拟阻抗大于所设阈值的节点判为异常节点。

3 基于 DDTW 距离的拓扑关系修正

欧式距离、余弦相似度和 Pearson 相关系数等方法在描述时间序列相似性问题时, 都不能够衡量时间序列存在伸缩、平移的情况。因此, 本文采用导数动态时间弯曲(derivative dynamic time warping, DDTW)距离方法来处理时间序列以修正拓扑关系。

DDTW 距离算法是一种基于时间序列的距离度量方法, 通过把时间序列进行延伸、缩短和平移来分析时间序列曲线形状特征与变化趋势之间的差异程度, 从而计算两个时间序列性之间的相似性, 并通过动态规划来计算时间序列的相似距离^[26-27]。

在 DDTW 距离中, 存在重叠区域和非重叠区域的概念, 它们是指两个时间序列在进行比较时是否允许序列之间的元素进行“重叠”匹配, 或者只允许“非重叠”匹配。由于 DDTW 距离在计算过程中对时间偏移非常敏感。如果两个时间序列存在微小的时间偏移, 可能会导致匹配结果的差异, 从而影响到重叠区域和非重叠区域的确定, 加上 DDTW 距离的计算复杂度相对较高, 对于大规模的低压配电网数据进行计算时, 计算 DDTW 距离需要较长的时间, 影响其实时性和效率。而基于虚拟阻抗的拓扑关系判别方法已经判别出异常节点, 因此后文并没有用 DDTW 距离来初步筛选出重叠区域和非重叠区域, 并初步确定非重叠区域的户变关系。

在同一台区下, 台区配变电和用户将趋于呈现更相似的电压特征。根据电压特征相似特性, 本文

构建台区和用户之间电压曲线的 DDTW 距离矩阵, 将 DDTW 距离的计算分为路径搜索和距离计算两个步骤。辐射半径参数的选取也是 DDTW 方法中一个重要的因素。不同的辐射半径可能导致不同的拓扑识别结果, 因此在保证方法准确性和实用性的过程中, 需要合理选择辐射半径参数。

为确保 DDTW 距离方法的准确性和实用性, 本文首先进行了充分的数据分析和实验验证, 对已知拓扑结构的电力系统进行模拟实验, 并使用真实电力系统的历史数据进行测试, 来验证不同辐射半径参数下的识别准确性。通过对比识别结果和实际拓扑结构, 能够选择使识别结果最接近实际情况的辐射半径参数。其次, 本文进行了敏感性分析, 即在不同辐射半径参数下, 观察识别结果的变化程度, 找到合适的辐射半径参数范围, 使得识别结果相对稳定且与实际情况接近。最后, 采用自适应算法来确定辐射半径参数, 选择合适的辐射半径。

设两条时间序列 $\mathbf{A}=[a_1, a_2, \dots, a_n]$ 和 $\mathbf{B}=[b_1, b_2, \dots, b_m]$, 其中 n 和 m 分别为两个序列的长度。定义 $D(i, j)$ 表示序列 \mathbf{A} 中第 i 个元素和序列 \mathbf{B} 中第 j 个元素的距离, 则路径搜索的目标是找到一条从 $(1,1)$ 到 (n,m) 的最佳路径 π , 使得该路径的总距离最小。路径搜索可以使用动态规划算法来实现, 具体而言, 可以使用式(14)进行递推。

$$D'(i, j) = \min \begin{cases} D'(i-1, j) + D(i, j) \\ D'(i, j-1) + D(i, j) \\ D'(i-1, j-1) + 2D(i, j) \end{cases} \quad (14)$$

式中, $D'(i, j)$ 表示从 $(1,1)$ 到 (n,m) 的最佳路径的总距离。

找到最佳路径 π 后, DDTW 距离的计算就变成路径上所有元素距离的累加。具体而言, DDTW 距离的公式为

$$d_{\text{ddtw}}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sqrt{D'(n, m)} \quad (15)$$

因为在周期性时间序列中往往有很长的公共部分, 通过引入最长公共子串作为衰减系数, 可以提高时间序列相似性的度量准确性。

对于两个时间序列 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} , 假设它们的 DDTW 距离为 $d_{\text{ddtw}}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 。可以将其最长公共子串加入作为衰减系数, 来减少周期时间序列的影响。假设 \mathbf{L} 为 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的最长公共子串, 其长度为 l 。则可以定义如式(16)所示的加权 DDTW 距离。

$$d_{\text{wddtw}}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = d_{\text{ddtw}}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) \cdot \left(1 - \frac{l}{\max(|\mathbf{A}|, |\mathbf{B}|)} \right) \quad (16)$$

式中: $|\mathbf{A}|$ 和 $|\mathbf{B}|$ 分别为序列 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的长度;

$l/\max(|A|,|B|)$ 为最长公共子串所占的比例,即公共部分对总长度的影响。当最长公共子串占比较大时,它对序列相似性的影响较大,因此乘以一个较小的衰减系数,从而降低其影响。相反,当最长公共子串占比较小时,衰减系数接近于 1, DDTW 距离起主导作用。

首先根据上一步所得到的各节点之间的虚拟阻抗值来建立初始的低压配电网拓扑关系,对于上文中判别出的一个拓扑关系异常的用户标记时间序列 A , 将其与已知的 n 个变压器的时间序列 $B_1, B_2, B_3, \dots, B_n$ 进行计算,可以得出时间序列 A 与每个 B_i 之间的加权 DDTW 距离 $d_{\text{ddtw}}(A, B_i)$ 。然后以此类推,可以计算出上一步中判别出的每个异常节点与各变压器之间的 DDTW 距离。

最后根据最小距离分类法将这些异常用户重新归类到加权 DDTW 距离最小的变压器下,实现拓扑关系的修正,如式(17)所示。

$$\hat{d}(u) = \arg \min_{i=1}^n d_{\text{ddtw}}(A, B_i) \quad (17)$$

式中, $\hat{d}(u)$ 表示用户 u 修正后所属变压器。

4 案例分析

4.1 算例概况

为了验证上述方法的有效性,对 4 个实际区域的低压配电网进行了实验,这些低压配电网具体信息如下。

案例 1: 该区域包括 5 台变压器和 364 个用户,电压、电流、功率因数和功率测量数据收集于 2022 年 2 月 2 日至 2 月 4 日。每天收集 96 个时间点的数据(每 15 min 一个点)。以该低压配电网为基本试验对象,对所提方法进行了详细验证。

案例 2: 该区域包括 6 台变压器和 371 个用户,电压、电流、功率因数和功率测量数据收集于 2022 年 2 月 16 日至 2 月 18 日。每天收集 96 个时间点的数据(每 15 min 一个点)。

案例 3: 该区域包括 8 台变压器和 472 个用户,电压、电流、功率因数和功率测量数据采集于 2022 年 3 月 14 日至 3 月 16 日。每天收集 96 个时间点的数据(每 15 min 一个点)。

案例 4: 该区域包括 22 台变压器和 2345 个用户,其中三相用户有 282 个,二相用户有 36 个,单相用户有 2027 个,电压、电流、功率因数和功率测量数据收集于 2022 年 9 月 12 日至 9 月 14 日。每天收集 96 个时间点的数据(每 15 min 一个点)。以该低压配电网为试验对象,对所提方法进行了详细验证。

本文以拓扑关系识别精度作为判断指标,首先利用实际数据分析了基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑关系判别结果。其次,基于 DDTW 距离对异常的拓扑关系进行了修正。最后,将识别结果与现场实际研究结果进行了比较。验证了模型的有效性和工程实用性。

4.2 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果

低压配电网作为城市供电的主要形式,在城市建设中,随着电力需求的增长,供电网络也在不断地进行改建、扩建,因此低压配电网的线路结构和相数具有相当大的多样性。

由于先进计量基础设施的快速发展和智能电表的普及,本文所进行实验区域的低压配电网可以进行较高质量的取数,能够直接得到各节点的相位。

而当数据质量较低时,考虑到在低压配电网中,线路结构可能是三相三线、三相四线、二相三线或单相两线等,通过围绕公变用户电压等量测数据对低压配电网的线路结构进行分析,采用 K-means 算法和 Pearson 相似度算法构建用户相关辨识模型,并通过采用改变时间起点、用户电压序列长度及计算次数等 3 种策略来开展模型准确性核验,能够得到低压配电网的相数和结构类型。

本节使用邻接矩阵热图来可视化表示节点之间连接的可能性,邻接矩阵热图是一种用于可视化数据的矩阵图表,它可以将数据以矩阵的形式进行展示,并使用不同颜色的方格来表示数据的大小或者相关性。邻接矩阵热图中的横坐标代表实际区域的低压配电网的各台变压器的编号,纵坐标代表实际区域的低压配电网的各用户的编号,而每个格子的颜色深浅则表示了台区和用户之间的关联程度的大小。深色表示关联程度较强,而浅色表示关联程度较弱。

本文以案例 1 与案例 4 的低压配电网为例,详细分析了 6 个变压器供电区的基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果。

Pearson 电压相关性是一种常用的电力系统分析方法,用于衡量电力系统中不同节点之间的电压相关性。在电力系统中,节点之间的电压相关性是一个重要的指标,它反映了节点之间电压波动的共同程度。如果两个节点的电压波动是高度相关的,那么它们之间很可能存在着某种电气关联。

Pearson 电压相关性的计算过程如下: 1) 收集电力系统中不同节点的电压的时序数据; 2) 计算每对节点之间的 Pearson 相关系数。Pearson 相关系数衡量了两个变量之间的线性关系强度,其取值范围为 $-1 \sim 1$, 取 1 表示完全正相关,取 -1 表示完全负相关,取 0 表示无相关性。

实际应用中,若要使得 Pearson 电压相关性方法有效,需要电压波动特性差异较大,然而在实际低压配电网中用户规模大且复杂导致台区的供电范围重叠,用户与多个台区都有相近的电气距离,这意味着它们都会有类似的电压波动特性。同时当台区负载较轻和用户电压量测不同步时,用户电压波动特性差异减小,仅利用 Pearson 电压相关性对电压特征进行分析可能无法准确判断户变的连接关系。

如图 4 所示,案例 1 中的 Pearson 相关系数法无法计算出变压器与用户之间的唯一反射。

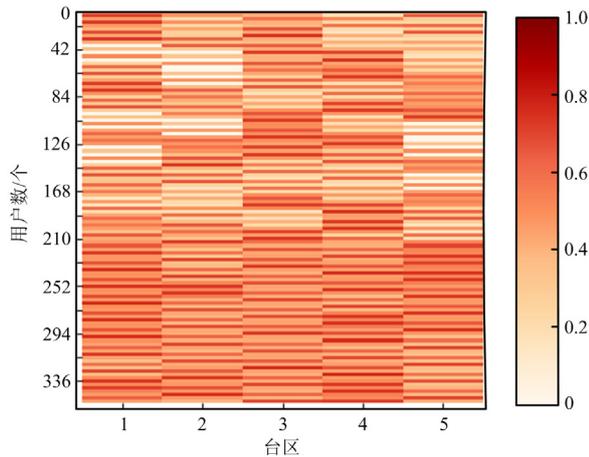


图 4 案例 1 Pearson 相关系数法邻接矩阵热图
Fig. 4 Adjacency matrix heatmap of Pearson correlation coefficient method in case 1

采用本文提出的基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑关系判别得到的邻接矩阵热图如图 5、图 6 所示。

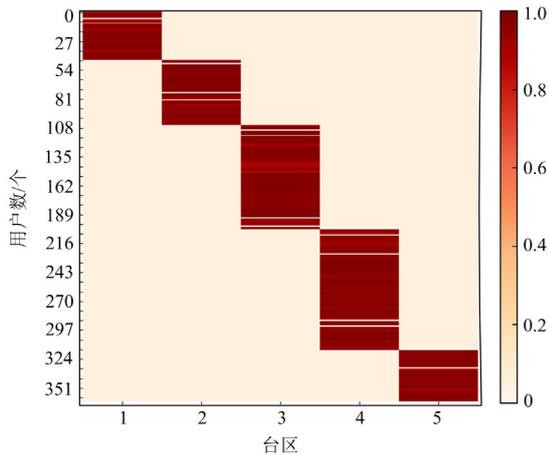


图 5 案例 1 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果邻接矩阵热图
Fig. 5 Heatmap of the adjacency matrix based on virtual impedance topological relationship discriminant result in case 1

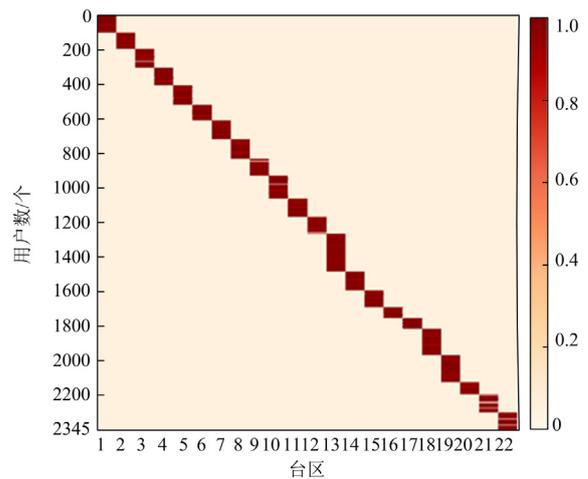


图 6 案例 4 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果邻接矩阵热图
Fig. 6 Heatmap of the adjacency matrix based on virtual impedance topological relationship discriminant result in case 4

采用本文提出的基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑关系判别得到的识别结果如图 7、图 8 所示。

通过图 7 和图 8 可以观察到,案例 1 中的 5 个变压器和 364 个用户和案例 4 中的 22 个变压器和 2345 个用户被普遍识别,并判别出了台区中拓扑关系异常的节点。

4.3 基于 DDTW 距离的拓扑关系修正结果

在基于虚拟阻抗判别出低压配电网异常拓扑关系节点后,采用基于 DDTW 距离的修正模型对存在异常拓扑关系的节点进行修正。

低压配电线路结构和相数的多样性会对基于 DDTW 距离的拓扑识别方法造成影响。由于不同结

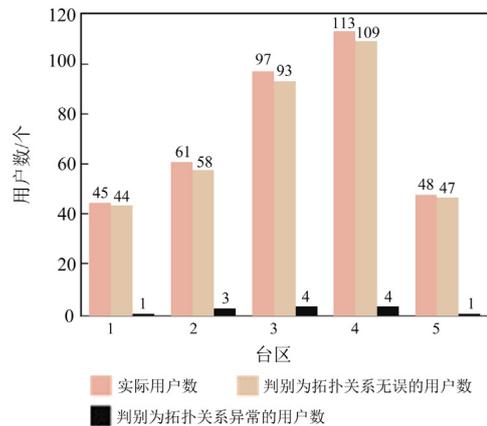


图 7 案例 1 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果
Fig. 7 Topological relationship discriminant result based on virtual impedance in case 1

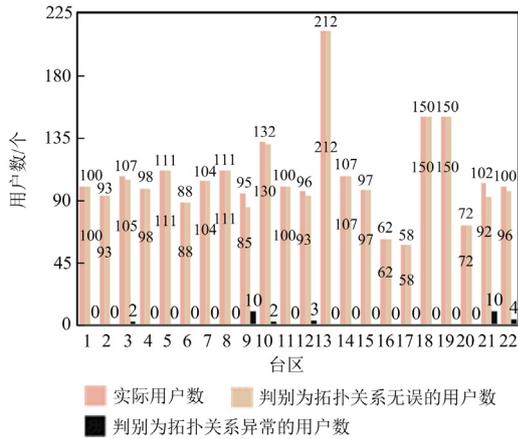


图 8 案例 4 基于虚拟阻抗的拓扑关系判别结果
Fig. 8 Topological relationship discriminant results based on virtual impedance in case 4

构和相数的线路可能会导致电流和电压的变化模式不同，因此需要针对不同情况建立相应的模型。本文针对多样的线路结构，构建了多个模型进行训练和校准，以适应不同情况。这些模型可以针对特定线路结构进行调整和优化，从而提高识别和修正的准确性。

表 1 为 DDTW 距离算法和 DTW 距离算法准确性比较，可以看出 DDTW 距离算法的识别精度高于 DTW 距离算法。

表 1 DDTW 距离算法和 DTW 距离算法准确性比较

Table 1 Comparison of accuracy by DDTW and DTW algorithms

算法	准确率/%			
	案例 1	案例 2	案例 3	案例 4
DTW 距离	92.3	91.7	91.9	93.5
DDTW 距离	99.7	99.5	99.8	99.9

图 9 为案例 1 中拓扑关系异常的时间序列 A 和台区时间序列 B 基于 DDTW 距离的拓扑关系修正后的识别结果。

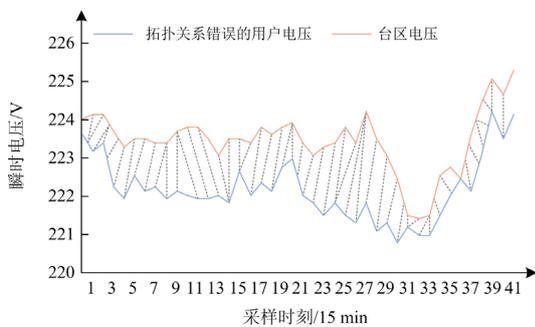


图 9 案例 1 基于 DDTW 距离的拓扑关系修正结果
Fig. 9 Topological relationship corrected results based on DDTW distance in case 1

案例 1 与案例 4 对拓扑关系异常用户的校正结果如表 2 和表 3 所示，其中 Q_1 为识别前节点所属台区， Q_2 为基于 DDTW 距离的拓扑关系修正后节点所属台区， Q_3 为实地检测节点所属台区。只有红色标记的 2 个异常用户的拓扑关系未准确校正，可能是因为受试验中真实数据各种不可控因素的影响。

表 2 案例 1 异常拓扑关系节点修正结果

Table 2 Abnormal topology relationship node corrected results in case 1

NO.	Q_1	Q_2	Q_3
11	T1	T2	T2
53	T2	T4	T4
75	T2	T5	T5
84	T2	T3	T3
112	T3	T4	T4
119	T3	T5	T5
182	T3	T4	T4
190	T3	T2	T2
198	T4	T1	T1
222	T4	T2	T2
278	T4	T2	T3
286	T4	T3	T3
335	T5	T2	T2

表 3 案例 4 异常拓扑关系节点修正结果

Table 3 Abnormal topology relationship node corrected results in case 4

NO.	Q_1	Q_2	Q_3
214	T3	T22	T22
264	T3	T22	T22
822	T9	T10	T10
828	T9	T10	T10
836	T9	T10	T10
855	T9	T10	T10
865	T9	T10	T10
867	T9	T10	T10
895	T9	T10	T10
898	T9	T10	T10
901	T9	T10	T10
905	T9	T10	T10
957	T10	T9	T9
1020	T10	T7	T9
1176	T12	T11	T11
1206	T12	T11	T11
1231	T12	T11	T11
2147	T21	T22	T22
2149	T21	T22	T22
2158	T21	T22	T22
2166	T21	T22	T22
2172	T21	T22	T22
2187	T21	T22	T22
2190	T21	T22	T22
2221	T21	T22	T22
2229	T21	T22	T22
2241	T21	T22	T22
2279	T22	T21	T21
2282	T22	T21	T21
2283	T22	T21	T21
2316	T22	T21	T21

在实际低压配电网中的测试结果如图 10 与图 11 所示, 所提方法能够满足大多数实际工程应用的需要。

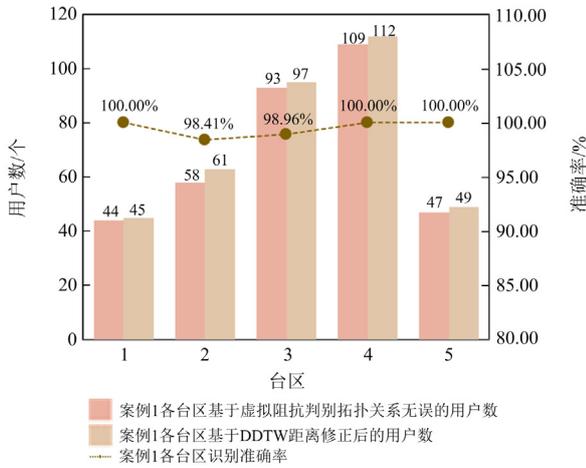


图 10 案例 1 各台区修正后的拓扑关系结果

Fig. 10 Results of the corrected topological relationship of each station in case 1

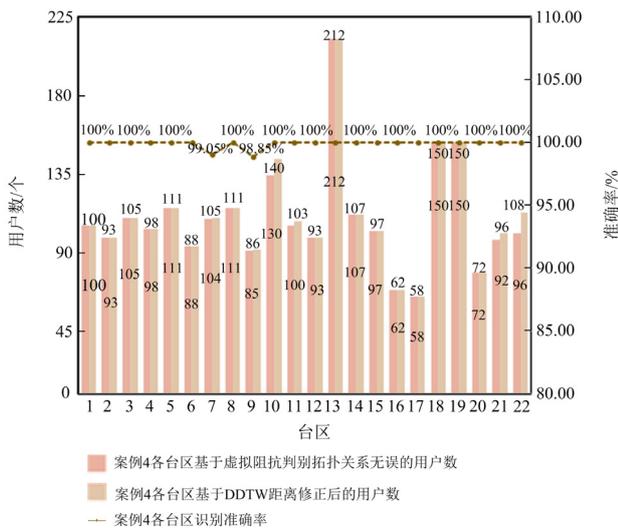


图 11 案例 4 各台区修正后的拓扑关系结果

Fig. 11 Results of the corrected topological relationship of each station in case 4

4.4 拓扑识别对比结果分析

以 4 个实际区域数据为基础, 基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑识别方法与以下 3 种识别方法进行了对比分析。1) 基于 Pearson 电压相关性理论计算节点之间的相关性来识别拓扑关系; 2) 基于贝叶斯网络模型来识别节点间的拓扑关系; 3) 基于离散弗雷歇距离模型来识别节点间的拓扑关系。4 种识别方法辨识正确的用户数如图 12 所示。

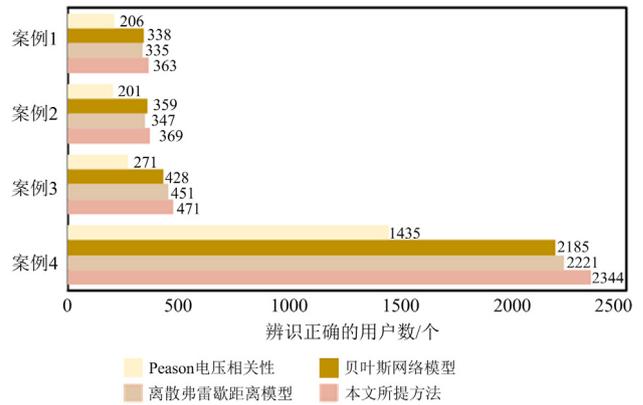


图 12 4 种识别方法辨识正确的用户数

Fig. 12 The number of users correctly identified by the four identification methods

本文所提方法的识别准确率高高于其他方法, 如表 4 所示。这表明本文提出的基于虚拟阻抗的低压配电网拓扑识别方法能适应各种场景, 可以有效地应用于工程实践。

表 4 不同识别方法识别结果

Table 4 Results of identification by different recognition methods

算法	准确率/%			
	案例 1	案例 2	案例 3	案例 4
Pearson 电压相关性	56.6	54.2	57.4	61.2
贝叶斯网络模型	92.9	96.8	90.7	93.2
离散弗雷歇距离模型	92.0	93.5	95.6	94.7
本文所提方法	99.7	99.5	99.8	99.9

5 结论

国家在“十四五”现代能源规划中明确提出要加快配电网改造、推进配电网智能化建设。准确的拓扑关系是配电网运行管理的关键信息。然而, 低压配电网有限的测量设备和庞大的用户数量给电力公司准确识别拓扑关系带来了很大挑战。目前, 先进计量基础设施与智能电表的普及为拓扑关系的识别奠定了基础, 使得电压、电流、功率因数和功率测量数据能够实时采集和上传。

本文提出了基于虚拟阻抗的拓扑关系辨识方法和基于 DDTW 距离的拓扑关系修正方法。前者通过对低压配电网现有的量测数据进行分析, 提出了虚拟阻抗的概念, 将节点间具备电气意义的连续变量定义为虚拟阻抗, 并构建以节点间虚拟阻抗为因变量的功率损耗方程, 利用多变量线性回归的求解思路将功率损耗方程转化为线性回归问题, 再通过对线性回归问题求解得到虚拟阻抗。然后, 将数据归

一化处理, 根据阈值判定法将虚拟阻抗值与预设的阈值进行比较, 确定节点之间是否存在连线, 将虚拟阻抗大于所设阈值的节点判别为异常节点。而后者则建立了基于 DDTW 距离的校验模型, 重新构建得到电气设备的正确拓扑关系, 将异常节点重新归类到应属的变压器下, 实现拓扑关系的修正。

本文提出的方法已在 4 个实际区域上进行了测试, 证明了其有效性和普遍适用性。以一个有 5 台变压器和 364 个用户的实际区域和一个有 22 台变压器和 2345 个用户的实际区域为基本测试对象, 详细阐述了识别过程, 且在实际应用中成功地识别并修正了节点间的拓扑关系。

本文提出的基于虚拟阻抗的拓扑关系识别可以应用于电力系统的运行监测和管理, 通过计算节点间的虚拟阻抗, 能够得到节点之间的拓扑关系, 并识别出电力系统中的重要节点。随着先进计量基础设施的快速发展和智能电表的普及, 采集到的电力数据准确性越来越高, 本课题可在如何对这些节点进行监测和管理, 从而推动新型配电网精益化运维等方面进行进一步研究。

参考文献

- [1] 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): 2966-2977.
- [2] MOKHTAR M, ROBU V, FLYNN D, et al. Automating the verification of the low voltage network cables and topologies[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1657-1666.
- [3] 吴龙腾, 徐春华, 邱泽坚, 等. 考虑双侧量测误差的配电网拓扑识别及参数联合估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(16): 149-157.
WU Longteng, XU Chunhua, QIU Zejian, et al. Topology identification and joint parameter estimation of a distribution network considering bilateral measurement errors[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16): 149-157.
- [4] 宋宇, 余永忠, 梁旭常, 等. 基于电能计量管理系统数据分析的配电网线变关系校验方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(12): 4461-4470.
SONG Yu, YU Yongzhong, LIANG Xuchang, et al. Calibration method of line transformer relationship in distribution network based on data analysis of electric energy metering management system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(12): 4461-4470.
- [5] 吴龙腾, 徐春华, 邱泽坚, 等. 考虑双侧量测误差的配电网拓扑识别及参数联合估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(16): 149-157.
WU Longteng, XU Chunhua, QIU Zejian, et al. Topology identification and joint parameter estimation of a distribution network considering bilateral measurement errors[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16): 149-157.
- [6] XU C, LEI Y, ZOU Y. A method of low voltage topology identification[C] // 2020 IEEE Conference on Telecommunications, Optics and Computer Science (TOCS), December 11-13, 2020, Shenyang, China: 318-323.
- [7] 宋玮琼, 郭帅, 李冀, 等. 基于电压时序数据的配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 Ji, 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.
- [8] QIN L, HUANG W, GUO Z, et al. Topology identification method of low-voltage distribution network based on improved Pearson correlation coefficient method[C] // 2021 IEEE 2nd China International Youth Conference on Electrical Engineering (CIYCEE), December 15-17, 2021, Chengdu, China: 1-6.
- [9] 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): 3034-3043.
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): 3034-3043.
- [10] 张裕, 徐依明, 张彦, 等. 一种新 K-means 聚类算法的多元线性回归台区线损率预测模型[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(5): 179-186.
ZHANG Yu, XU Yiming, ZHANG Yan, et al. Prediction model of line loss rate in the station area based on the multivariate linear regression integrated with a new K-means clustering algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(5): 179-186.
- [11] 刘凯, 李镇海, 吕利, 等. 基于聚类分析的配台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(6): 165-171.
LIU Kai, LI Zhenhai, LÜ Li, et al. Topology identification method for distribution areas based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 165-171.
- [12] 唐冬来, 倪平波, 张捷, 等. 基于离散弗雷歇距离的户变关系识别方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(6): 223-230.
TANG Donglai, NI Pingbo, ZHANG Jie, et al. Identification method for relationship between household transformers based on Discrete Frechet distance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(6): 223-230.
- [13] 王杨琛, 林佳能, 苏志勇. 基于灰色熵权法的大数据

- 质量评估[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(1): 110-113.
WANG Yangchen, LIN Jianeng, SU Zhiyong. Evaluation of big data quality based on grey entropy weight method[J]. Microcomputer Applications, 2022, 38(1): 110-113.
- [14] 范劲博, 张中杰, 黄健. 决策树剪枝加强的关联规则分类方法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(5): 87-94.
FAN Shaobo, ZHANG Zhongjie, HUANG Jian. Association rule classification method strengthened by decision tree pruning[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(5): 87-94.
- [15] 安义, 陈春, 范瑞祥, 等. 基于数据驱动的配电变压器容量在线校正方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(9): 2842-2848.
AN Yi, CHEN Chun, FAN Ruixiang, et al. On-line correcting method of the distribution transformer capacity based on data-driven[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(9): 2842-2848.
- [16] 任鹏哲, 刘友波, 刘挺坚, 等. 基于互信息贝叶斯网络的配电网拓扑鲁棒辨识算法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(9): 55-62.
REN Pengzhe, LIU Youbo, LIU Tingjian, et al. Robust identification algorithm for distribution network topology based on mutual-information Bayesian network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 55-62.
- [17] 欧阳森, 许伟东. 考虑外部环境信息的电网故障识别与原因分析方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(3): 1075-1082.
OUYANG Sen, XU Weidong. Power grid fault identification and cause identification method considering external environmental information[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(3): 1075-1082.
- [18] 熊郁芬, 秦飞翔, 黄智鹏, 等. 基于馈线树动态拓扑的高容错故障定段方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(14): 159-164.
XIONG Yufen, QIN Feixiang, HUANG Zhipeng, et al. High fault-tolerant fault segmentation method based on feeder tree dynamic topology[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(14): 159-164.
- [19] 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.
- [20] BENZERGA A, MARULI D, SUTERA A, et al. Low-voltage network topology and impedance identification using smart meter measurements[C] // 2021 IEEE Madrid PowerTech, June 28-July 2, 2021, Madrid, Spain: 1-6.
- [21] PENGWAH A B, FANG L, RAZZAGHI R, et al. Topology identification of radial distribution networks using smart meter data[J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(4): 5708-5719.
- [22] 宋晓林, 黄璐涵, 贺云隆, 等. 基于智能电能表采集数据的台户关系识别新方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(23): 135-140.
SONG Xiaolin, HUANG Luhan, HE Yunlong, et al. Novel identification method of station-area relationship based on data acquisition by smart meter[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(23): 135-140.
- [23] 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 smart distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 136-142.
- [24] 张丽强, 丛伟, 董罡, 等. 基于多元线性回归的单相电表相别判断方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 144-156, 187.
ZHANG Liqiang, CONG Wei, DONG Gang, et al. Method for single-phase electric meter phase identification based on multiple linear regression[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 144-156, 187.
- [25] LIAO Y, WENG Y, LIU G, et al. Urban MV and LV distribution grid topology estimation via group LASSO[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(1): 12-27.
- [26] 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.
- [27] 万书亭, 马晓棣, 陈磊, 等. 基于振动信号短时能熵比与 DTW 的高压断路器状态评估及故障诊断[J]. 高电压技术, 2020, 46(12): 4249-4257.
WAN Shuting, MA Xiaodi, CHEN Lei, et al. State evaluation and fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on short-time energy entropy ratio of vibration signal and DTW[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4249-4257.

收稿日期: 2023-07-14; 修回日期: 2023-09-20

作者简介:

殷 涵(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为低压配电网拓扑识别。E-mail: 541257109@qq.com

(编辑 姜新丽)