

doi: 10.7690/bgzdh.2025.08.008

基于小波变换的配电网拓扑识别与优化

华陈君, 陆志刚, 秦 婕, 滕昕颖

(国网无锡供电公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 针对传统的配电网拓扑识别方法已无法满足复杂环境下的高效性和精确度问题, 提出一种基于小波变换(wavelet transform, WT)的低压配电网拓扑识别方法。利用智能电表的数据与变电站馈线的测量值, 结合小波变换的多尺度特征提取技术, 准确识别单相和三相用户的连接拓扑。通过实验验证, 在不同的网络可观测性和高可再生能源渗透率的条件下, 拓扑识别表现出优越的鲁棒性和高效的计算性能, 能够有效适应电力系统中面临的非平衡、不完全可观测等复杂情况。结果表明, 该方法具有较高的识别准确率, 适用配电网的实际应用。

关键词: 配电网; 智能电表; 数据分析; 拓扑识别

中图分类号: TM715 **文献标志码:** A

Topology Identification and Optimization of Distribution Network Based on Wavelet Transform

Hua Chenjun, Lu Zhigang, Qin Jie, Teng Xinying

(State Grid Wuxi Power Supply Company, Wuxi 214000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional distribution network topology identification method can not meet the efficiency and accuracy in complex environment, a low-voltage distribution network topology identification method based on wavelet transform (WT) is proposed. The connection topology of single-phase and three-phase users is accurately identified by using the data of smart meters and the measured values of substation feeders, combined with the multi-scale feature extraction technology of wavelet transform. Through the experimental verification, under the conditions of different network observability and high penetration of renewable energy, the topology identification shows superior robustness and efficient computational performance, and can effectively adapt to the complex situations of unbalanced and incomplete observation in the power system. The results show that the method has high recognition accuracy and is suitable for the practical application of the power distribution network.

Keywords: distribution network; smart meter; data analysis; topology identification

0 引言

随着可再生能源(renewable energy sources, RES)在低压二次配电网(secondary distribution networks, SDN)中的广泛应用^[1], 能源利用模式发生了显著变化。这不仅为降低能源成本、实现能源自给自足以及提升关键设施的电力恢复能力带来了新机遇, 而且也对配电系统运营商(distribution system operators, DSO)提出了更高的管理要求。DSO必须全面掌握低压用户在配电网中的准确位置及其拓扑结构, 这对于缓解馈线不平衡、快速定位和分类电力故障、进行状态估计及执行网络重构以减少能量损耗, 保障电力设施的安全与连续性至关重要^[2]。

二次配电网的记录历来不够完整, 电力服务单位往往缺乏关于用户实际接入拓扑的准确信息。在

初次接入电网时会进行登记, 但可能因为记录错误、设备检修或改造后未上传系统, 造成相关数据库的准确性和时效性存在不确定性。

在可观测性方面, SDN的监控水平通常低于输电网及一次配电网。但在过去十年中, 中国的DSO为提升SDN的可观测性投入了大量资源, 部署了大量智能电表, 覆盖了用户层及重要的二次配电变电站馈电线路。这一部署推动了基于数据分析的新型智能应用和电网管理技术的发展, 但与更高级别的输电或一次配电网相比, 智能电表仍存在一定局限, 尤其体现在同步测量能力方面。由于设备内部实时时钟存在偏差, 加上传输过程中的延迟、数据包丢失及电力线通信(power line communication, PLC)信道中的干扰问题, 导致智能电表难以实现连续、同步的电压采样。智能电表的主要功能仍集中在能源计量上, 通常以小时为单位进行记录, 并将

收稿日期: 2024-09-11; 修回日期: 2024-10-26

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2024197)

第一作者: 华陈君(1986—), 男, 江苏人, 硕士。

读数存储于本地存储器中, 每天传输1或2次自上次传输以来的数据^[3]。

笔者提出一种基于小波变换的数据驱动拓扑识别方法, 利用智能电表提供的数据, 适用于类似中国地区低压配电系统中用户馈线及相位拓扑结构的识别需求, 以增强配电网的透明度和自适应能力。

1 问题定义

带有 N_F 四线馈线的二次配电变电站如图1所示。图中, SM为智能电表, FS为馈线管理器, 该SDN由一个拥有 N_F 条四线制三相馈线的变电站供电。假设由变电站供电的电网共有 N_G 个用户, 其中 N_S 为单相连接(相至中性线), N_T 为三相连接; 因此, $N_G=N_S+N_T$ 。要确定用户与电网的拓扑连接, 即确定用户与哪条馈线和哪一相相连(对于三相用户, 只需确定馈线连接), 这是一个复杂的组合分类问题, 有 $((3N_F)^{N_S}+N_F^{N_T})$ 种可能的解决方案。一个典型的SDN有5条馈线, 为300个用户供电, 其中50个用户有三相连接, 这就说明了问题的复杂性^[4]。对于该网络, 潜在解决方案的数量为 1.05×10^{294} 。

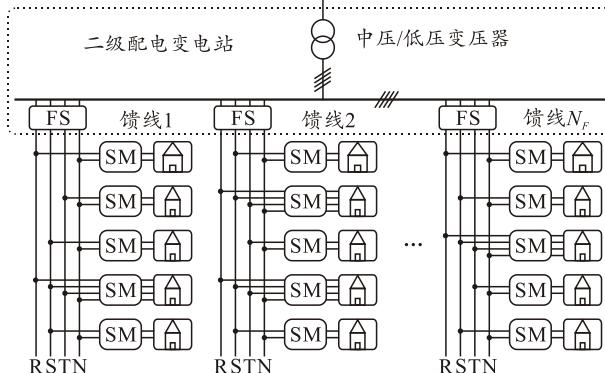


图1 带有 N_F 四线馈线的二次配电变电站

为了便于后续分析, 有必要定义集合 F 和 P 。如式(1)和(2)所示, 分别代表馈线和相位的指标。此外, 如式(3)和(4)所示, 集合 C_S 和 C_T 分别代表单相和三相用户的索引。最后, 集合 C_G 如式(5)所示, 代表所有连接到变电站供电电网的用户的索引。

$$F=\{1, 2, \dots, N_F\}; \quad (1)$$

$$P=\{R, S, T\}; \quad (2)$$

$$C_S=\{1, 2, \dots, N_S\}; \quad (3)$$

$$C_T=\{N_S+1, N_S+2, \dots, N_S+N_T\}; \quad (4)$$

$$C_G=C_S \cup C_T=\{1, \dots, N_S, N_S+1, \dots, N_G\}. \quad (5)$$

根据式(6)的定义, 长度为 M 的矢量 C_n 是用户 n 的智能电表测量到的能耗曲线, 其中 $c_{n,m}$ 是用户在

时刻 m 和 $m-1$ 之间的增量能耗。由于三相智能电表通常报告的是用户消耗的总和, 而不提供相位分解, 因此三相用户的矢量 C_n (即 $n \in C_T$)表示该用户在所有相位上的总消耗量。

$$C_n=\left[c_{n,1}, c_{n,2}, \dots, c_{n,m}, \dots, c_{n,M}\right], \forall n \in C_G. \quad (6)$$

为了更好地管理, 单相和三相用户的用电曲线分别归入矩阵 C_S 和 C_T 。这2个矩阵如式(7)和(8)所示, 这2个矩阵可叠加形成矩阵 C_G , 它代表电网所有用户的用电概况。

$$C_S=\begin{bmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_{N_S} \end{bmatrix}_{(N_S \times M)}; \quad (7)$$

$$C_T=\begin{bmatrix} C_{N_S+1} \\ \vdots \\ C_{N_G} \end{bmatrix}_{(N_T \times M)}. \quad (8)$$

在现有文献中, 确定低压用户拓扑结构的经典方法是考虑能量守恒定律, 并将问题表述为式(9)。这种方法可得到一个连接矩阵 X_G , 它能使变电站馈线输送的能量与用户与电网交换的能量之间的差异最小化。在式(9)中, 符号 \odot 代表哈达玛乘积, W 是一个大小为 $3N_F \times N_G$ 的矩阵(与 X_G 的尺寸和结构相同)。 W 的前 N_F 列对应单相用户, 在该矩阵中设为1, 其余各列对应三相用户, 设为1/3(如果假设各相分布均衡)。

$$\min_{X_G} \|F_G - (X_G \odot W)C_G\|_1 \text{ s.t. (13) - (16)}. \quad (9)$$

这种方法的主要缺点是, 其性能会随着未测量消耗量的增加而降低。由式(9)所依据的假设, 即用户的单个能量测量值之和等于变电站馈线供应的能量, 不可避免地会因网络中存在多个未测量消耗源而产生问题。在这种情况下, 二次配电网中的未计量消耗有几个来源: 电缆损耗、非技术性损耗(即欺诈)、测量误差(如仪器公差或故障导致的误差)、使用未受监控的传统电能表的用户等。此外, 低压电网中的三相用户通常会出现用电不平衡的情况。因此, W 中与这些用户相对应的列是未知的, 从而增加了问题的复杂性^[5]。

为了解决这些局限性, 笔者提出一种基于小波的新方法。该方法利用了用户所连接的馈线上测量到的消耗曲线与用户自身消耗曲线之间在时间频率特性上的固有关系。

2 基于小波的拓扑识别方法

2.1 小波变换

小波变换(WT)是一种多分辨率分析技术,可提供给定信号的时频表示。与经典的频谱变换(如傅里叶变换)在频域上提供信号的高分辨率表示不同,小波变换能够同时获得给定信号的局部频谱和时间信息的表示,即可提供给定时间瞬间的频谱成分信息^[6]。

在拓扑识别问题中使用基于小波分析方法的原因在于,特定用户的消费模式会对其所连接的馈线产生直接影响,客户的时间频率特性也存在于其所连接的馈线上。在这种情况下,目标信号特征往往是非稳态或暂态特征,因此,基于小波变换的多分辨率时频分析就成了理想的工具。

小波将给定信号表示为一组特定函数的线性组合,这些函数是通过平移和缩放另一个称为母小波的函数而获得的。小波是长度有限的振荡函数。小波函数的一些例子有 Haar 小波、Meyer 小波和 Daubechies 小波^[7]。在这种情况下,连续小波变换可定义为:

$$\text{CWT}_x^{\psi(\tau, s)} = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{s} \right) dt. \quad (10)$$

式中: $x(t)$ 为输入信号; $\psi^*(t)$ 为母小波 $\psi(t)$ 的复共轭;

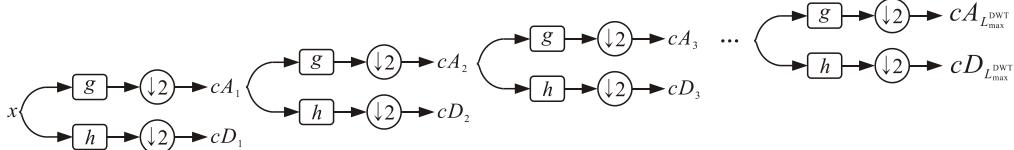


图 2 利用子带编码获取离散小波变换的近似系数和细节系数

2.2 拓扑识别方法

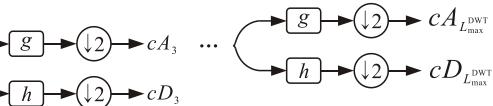
拓扑识别方法只需要智能电表的电能测量数据和 DSO 的基础设施提供的二次配电网各馈线的电能测量数据。有了这些测量数据,就可以构建 \mathbf{C}_G 和 \mathbf{F}_G 矩阵。连接矩阵 \mathbf{X}_G 是完全未知的,其项均为零。此外,还创建了 2 个空集 J_S 和 J_T 。这些集合将包含拓扑结构已被识别的单相客户的索引。

该方法的第一步是通过 DWT 从用户和馈线的消耗曲线中提取特征。笔者采用的是 Haar 小波^[9]。 \mathbf{C}_G 矩阵的行与单个用户的用电情况相关联,而 \mathbf{F}_G 矩阵的行则与网络中给定馈线内特定阶段的用电情况相关联。如式(11)–(15)所示,对这 2 个矩阵按行计算 DWT,得出矩阵 $\mathbf{C}_G^{\text{DWT}}$ 和 $\mathbf{F}_G^{\text{DWT}}$ 。这 2 个矩阵分

τ 和 s 分别为平移参数和比例参数。平移参数 τ 的作用是改变小波沿时间轴的位置,而比例参数 s 则扩张(如果 $s > 1$)或包含(如果 $s < 1$)小波信号。在这种情况下,尺度参数的较大值有利于分析信号的低频响应,而较小的值则用于分析高频。连续小波变换(CWT)可以理解为一种量化给定小波(不同尺度)和给定时间变信号之间相关性的方法^[8]。

如图 2 所示,这种获取近似系数和细节系数的操作(也称为子带编码)可重复进行,通过对近似系数应用相同的程序来进一步分解信号,从而提高频率分辨率;因此,信号最多可分解为 $L_{\text{max}}^{\text{DWT}} = [\log_2(M/(N_{\text{filter}} - 1))]$ 个电平,以确保至少有一个系数不受滤波过程中信号扩展所造成的边缘效应的影响。换句话说,当输入信号的长度小于滤波器的长度时,分解就会停止。

用户的耗能模式影响其连接的馈线。通过离散小波变换提取耗能特征,可依据馈线耗能特征的相似性确定用户在网络中的位置。例如,当用户耗能发生显著变化且与其他用户区分开时,这种变化也会体现在其连接的馈线耗能中。多分辨率技术(如小波分析)不仅能识别耗能特征的主要模式,而且能确定其出现的时间点,从而区分不同用户的耗能曲线。这种分析较为复杂,但能识别出特征淡化用户的耗能模式。



别包含客户和馈线的特征。矩阵 $\mathbf{F}_G^{\text{DWT}}$ 及其内容的副本被存储在新矩阵 $\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}}$ 中,这将是本方法使用的矩阵,而原始矩阵 $\mathbf{F}_G^{\text{DWT}}$ 不会被修改。最后一个操作的目的将在后面介绍。

提取特征后,下一步是计算单相客户特征与二次配电网馈线之间的相似程度。客户特征与其所连接的馈线特征之间的关系被认为是线性的。这是基于以下前提:馈线的测量消耗量是连接到该馈线的所有客户的总和,并且 DWT 是线性和时变操作。在这种情况下,笔者选择了皮尔逊相关系数(pearson correlation coefficient, PCC)这一线性相关度量来计算客户特征与馈线特征之间的相似程度^[10]。还有其他衡量相似性的时间序列指标,如动态时间扭曲

(dynamic time warping, DTW), 当信号之间的时间尺度没有很好地调整, 或者信号的采样周期不同或不规则时, DTW 是一种有效的相似性指标。

$$C_n^{\text{DWT}} = \text{DWT}(C_n), \forall n \in C_G; \quad (11)$$

$$F_{kp}^{\text{DWT}} = \text{DWT}(F_{kp}), \forall k \in \mathcal{F}, \forall p \in \mathcal{P}; \quad (12)$$

$$\mathbf{C}_G^{\text{DWT}} = \begin{bmatrix} C_1^{\text{DWT}} \\ \vdots \\ C_{N_G}^{\text{DWT}} \end{bmatrix}_{(N_G \times M^{\text{DWT}})}; \quad (13)$$

$$\mathbf{F}_k^{\text{DWT}} = \begin{bmatrix} F_{kR}^{\text{DWT}} \\ F_{kS}^{\text{DWT}} \\ F_{kT}^{\text{DWT}} \end{bmatrix}_{(3 \times M^{\text{DWT}})}, \forall k \in \mathcal{F}; \quad (14)$$

$$\mathbf{F}_G^{\text{DWT}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1^{\text{DWT}} \\ \vdots \\ \mathbf{F}_{N_F}^{\text{DWT}} \end{bmatrix}_{(3N_F \times M^{\text{DWT}})}. \quad (15)$$

DTW 适用性有限, 因为笔者提出的方法使用的是智能电表收集的每小时能源数据, 其中秒的差异可以忽略不计。此外, DTW 算法的复杂度为 $O(M_1 M_2)$, 其中 M_1 和 M_2 算效率更高的方法, 因为它只是一个简单的代数运算; 因此, 通过计算用户 $n \in C_S$ 的 C_n^{DWT} 特征与每个馈线 $FC_{kp}^{\text{DWT}} \forall k \in \mathcal{F}, \forall p \in \mathcal{P}$ 的特征之间的皮尔逊相关系数 (PCC), 就能得到相似度级别。2 个信号 x 和 y 之间的 PCC 如式(16)所示, 其中 M 是信号中的测量次数。如式(17)所示, 这一过程会为每个客户生成一个大小为 $3N_F$ 的相似性向量 $\boldsymbol{\Omega}_n$ 。PCC 值从 1 到-1 不等, 1 表示完全相关, -1 表示反相关。

$$r(x, y) = \frac{M \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{M \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{M \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}}; \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Omega}_n = & [r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{1R}^{\text{DWT}}), r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{1S}^{\text{DWT}}), \\ & r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{1T}^{\text{DWT}}), \dots, r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{N_F R}^{\text{DWT}}), \\ & r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{N_F S}^{\text{DWT}}), r(C_n^{\text{DWT}}, FC_{N_F T}^{\text{DWT}})] \\ & \forall n \in C_S. \end{aligned} \quad (17)$$

确定客户位置的一种直接方法是确定哪条馈线的相似度最高。这种方法可能会导致分类错误, 因为客户的特征可能会在馈线耗能特征中被严重淡化, 从而无法区分。为了克服这种情况, 要对更有可能被正确识别的客户进行分析。为了识别出更有

可能被正确识别的客户, 笔者定义了一个相似度得分指标。如式(18)所示, 客户 n 的分数 SC_n 是根据式(17)中相关性分析得到的最大值加上第二高值的欧式距离计算得出的:

$$sc_n = \max(\boldsymbol{\Omega}_n) + \sqrt{(\max_2(\boldsymbol{\Omega}_n) - \max_2(\boldsymbol{\Omega}_n))^2}. \quad (18)$$

式中 $\max_2(\boldsymbol{\Omega}_n)$ 为 $\boldsymbol{\Omega}_n$ 向量中的第二高值。相似度得分的作用是表明客户的特征是否与馈线的特征有很强的相似性, 并根据与馈线的距离授予相似度第二高的得分; 因此, 如果对所有单相用户计算相似度得分, 则按式(19)得出的客户 n_S^* 更有可能被正确识别。

$$n_S^* = \underset{n}{\operatorname{argmax}} \{sc_n : n \in C_S\}. \quad (19)$$

此时, 用户 n_S^* 的拓扑位置会在连接矩阵 \mathbf{X}_G 中更新。由于该矩阵的行代表馈相位置, 列代表用户, 因此矩阵 \mathbf{X}_G 的 $[\xi_s, n_S^*]$ 元素设为 1, 表示用户的连接, ξ_s 的计算公式如下:

$$\xi_s = 3 \left[\left(\frac{\arg \max_x (\boldsymbol{\Omega}_{n_S^*}^*[x])}{3} \right) + \left(\arg \max_x (\boldsymbol{\Omega}_{n_S^*}^*[x]) \right) \% 3 \right]. \quad (20)$$

式中: $\boldsymbol{\Omega}_{n_S^*}^*[x]$ 为用户 n_S^* 在向量式(17)中的第 x 个位置; \% 为本例中的模运算。此外, 用户 n_S^* 还被包含在一个集合 J_S 中, 该集合由已定位连接的单相用户索引组成。这可以表示为 $J_S \leftarrow J_S \cup \{n_S^*\}$ 。

在识别出客户后, 要执行以下操作, 以克服可能出现的情况, 即某些客户的特征可能会在馈线消耗曲线中被稀释, 从而无法区分。为了抑制这种影响, 同时减少馈线中其余客户特征的稀释, 需要从已定位客户的馈线中减去该客户的耗能特征。由于 DWT 系数是通过卷积运算获得的, 这是一种线性时不变 (linear and time-invariant, LTI) 运算, 可以从其馈线中减去已定位客户的特征。这样就无需再次计算馈线消耗曲线的 DWT。从数学角度来看, 这一操作描述如下:

$$\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}} = \mathbf{F}_G^{\text{DWT}} - \mathbf{X}_G \mathbf{C}_G^{\text{DWT}}. \quad (21)$$

如前所述, 这一操作的目的是减少尚未定位客户的馈线特征的稀释, 从而便于随后对其进行识别。 $\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}}$ 可作为删除已识别客户的方法的工作副本。

重复上述过程, 直到识别出网络拓扑结构中的所有单相用户。更新向量 $\boldsymbol{\Omega}_n \forall n \in \{C_S \setminus J_S\}$, 以考虑

新的 $\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}}$ 特征，重新计算相似度得分 $sc_n \forall n \in \{C_S \setminus J_S\}$ ，并在网络拓扑中识别和定位相似度得分最高的客户；然后，更新 \mathbf{X}_G 矩阵中的连接，并获得新特征 $\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}}$ 。如此循环往复，直到找到所有单相用户。随着循环的进行，用户的特征与馈线的特征越来越明显，从而促进了识别过程。

一旦确定了所有单相用户，就可以改变方法来识别三相用户，因为三相用户通常提供的是总消耗量，而不按相位分列；因此，三相用户的相似性向量 $\mathbf{Q}_n \forall n \in C_S$ 的获取方式与单相用户不同。具体来说，矢量 \mathbf{Q}_n 的获取方式如式(22)所示，与单相用户向量不同的是，对于每个馈线，所有相位的特征都被汇总在一起；因此，三相用户的矢量 \mathbf{Q}_n 长度减少了 N_F 值。由于 DWT 实现的 LTI 特性，这种特征集合成为可能。

$$\mathbf{Q}_n = \left[r\left(C_n^{\text{DWT}}, \sum_{p \in \mathcal{P}} FC_{1p}^{\text{DWT}}\right), r\left(C_n^{\text{DWT}}, \sum_{p \in \mathcal{P}} FC_{2p}^{\text{DWT}}\right), \dots, r\left(C_n^{\text{DWT}}, \sum_{p \in \mathcal{P}} FC_{N_F p}^{\text{DWT}}\right) \right], \forall n \in C_T. \quad (22)$$

随后识别三相用户拓扑结构的过程与之前描述的单相用户拓扑结构类似。从这个意义上说，相似性得分 $sc_n \forall n \in C_T$ 的获得方法如式(18)所述。如式(23)所示，相似性得分最高的客户 n_T^* 被识别出来。客户 n_T^* 的拓扑连接如式(24)所示，其中 ξ_T 代表三相用户所在的馈线。用户 n_T^* 的连接在连接矩阵 \mathbf{X}_G 中更新，将该矩阵中的元素 $[\xi_T + i, n_T^*] \forall i \in \{0, 1, 2\}$ (即馈线的三个相位) 设为 1。用户还被添加到代表已找到的三相客户的集合 J_T 中： $J_T \leftarrow J_T \cup \{n_T^*\}$ 。一旦确定了用户的拓扑结构，就可以将其特征从馈线特征中删除，如式(25)所示，并回顾 \mathbf{W} 是一个与 \mathbf{X}_G 等维的矩阵，其中前 N_F 列为 1，其余为 $1/3$ 。对于三相用户，有必要加入 \mathbf{W} 矩阵，以便在馈线的各相之间分配用户的用电量。在这种情况下，假定 \mathbf{W} 矩阵的平衡情况(即三相用户的列在该矩阵中设为 $1/3$)并不重要，因为馈线各相的消耗量将被重新分组，以获得相似性向量 \mathbf{Q}_n 。同样，由于 DWT 实现的 LTI 特性，这种重新分组是可能的。

$$n_T^* = \arg \max_n \{sc_n : n \in C_T\}; \quad (23)$$

$$\xi_T = \operatorname{argmax}_x (\mathbf{Q}_{n_T^*}[x]); \quad (24)$$

$$\mathbf{FC}_G^{\text{DWT}} = \mathbf{F}_G^{\text{DWT}} - (\mathbf{X}_G \odot \mathbf{W}) \mathbf{C}_G^{\text{DWT}}. \quad (25)$$

重复这一过程，直到在网络拓扑结构中识别出所有三相用户。与单相用户一样，已经识别出的三相用户将不再考虑。因此，下一个相似性向量和相似性分数只针对剩余尚未识别的用户(即 $\forall n \in \{C_T \setminus J_T\}$)，当拓扑识别出所有三相用户后，流程结束。

3 测试结果

3.1 用例

中国的 SDN 是电压为 220 V 的四线制网络。这些网络使用中性点接地的星形接法电力变压器，通常为 200 到 400 个用户供电。为了在这种环境下评估该方法，笔者使用了一个真实的配电网络。该电网由 30 个 SDN 组成，由一次配电网(中压)供电。该网络模型为 OpenDSS 格式^[11]。在该网络中，有 11 个二次配电网络用于评估所提出的拓扑识别方法。表 1 列出了配电网络的特征摘要：用户总数 N_G 、三相用户与用户总数之比 N_T/N_G 、馈线数量 N_F 以及馈线中用户数量的平均值、中位数、最小值和最大值。此外，还包括一列 ID，以方便日后参考每个 SDN。

使用的用户耗能数据来自真实用户的智能电表。智能电表的数据以小时为周期。分析总共使用了 60 天的数据。使用 OpenDSS 模型模拟了网络中的电力流，以获得变电站馈线首端的有功能源消耗曲线，然后用于构建 \mathbf{F}_G 矩阵。

3.2 所提拓扑识别方法的性能

笔者所提出的方法已被用于识别表 1 中所述 SDN 用户的拓扑位置。实验结果与式(19)所描述的节能方法得出的结果进行了比较，因为该方法与笔者提出的基于小波的方法具有相同的输入，并提供相同的输出。实验仅使用了 60 d 的每小时数据。实验考虑了不同级别的网络可观测性。为此，笔者评估了 10 个网络可观测性等级，从 100% 的用户都有智能电表到只有 10% 的用户有智能电表(以 10% 为单位)，以考虑到某些用户可能无法获得测量数据的情况。

图 3 显示了不同可观测性情况下拓扑识别的准确性结果。

值得注意的是，这里给出的精确度结果仅限于具有可测量消耗模式的用户(观测率小于 100%)，因

为假设其余用户没有可用数据。可以看出: 所提出的方法(圆圈形标记)可以识别所有可观测场景中所有 SDN 的拓扑结构, 准确率均高于 95%。当网络可观测性较差($<30\%$)时, 性能略有下降。传统方法(三角形标记)只有在网络可观测性较高($\geq 90\%$)时才会产生良好的结果。对于最后一种方法, 可观测

性的降低显然会导致准确性的整体下降。导致 SDN 的可观测性水平很高, 但这种评估不仅适用于一些用户没有智能电表的情况, 还在于它假设网络中存在未测量的消耗。因此, 在二次配电网中发生非测量消耗并不罕见, 这可以归因于技术或非技术损失的增加。

表 1 用于评估本文中所提方法的二次配电网的特征

二级变电站	编号	N_G	N_T/N_G	N_F	每个馈线的平均用户数	每个馈线的用户中位数	馈线最低用户数	馈线最大用户数
无锡	SDN1	152	0.14	3	50.6	31	29	92
苏州	SDN2	237	0.20	5	47.4	27	12	139
滁州	SDN3	259	0.13	4	64.7	66	1	125
南京	SDN4	273	0.12	3	91.0	87	84	102
南通	SDN5	298	0.12	5	59.6	67	30	90
广州	SDN6	362	0.07	5	72.4	80	28	107
阳江	SDN7	365	0.15	5	73.0	80	44	87
韶关	SDN8	458	0.10	5	91.6	106	37	120
潮汕	SDN9	554	0.10	7	79.1	81	17	175
昆明	SDN10	604	0.11	7	86.2	76	68	123
楚雄	SDN11	620	0.09	9	68.9	63	28	141

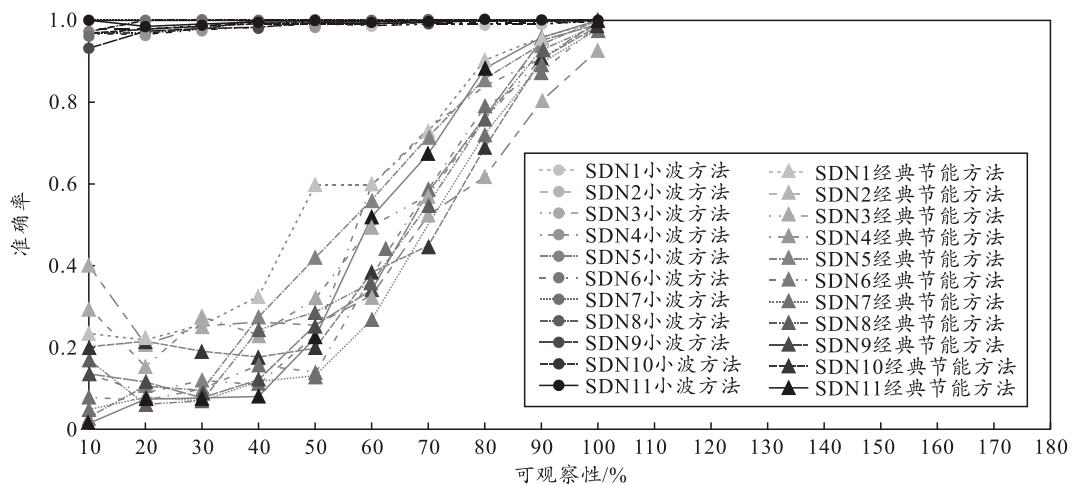


图 3 不同可观测性情况下拓扑识别的准确性对比

为了评估计算要求, 表 2 列出了笔者所提出方法和基于能量方法的执行时间。实验是在英特尔 i9-14900KF@2.20 GHz 机器上进行的。可以看出, 建议方法的执行时间与网络中的用户端数量成正比增加。

表 2 11 个 SDN 不同方法的执行时间 s

网络	提出方法的执行时间	基于能量方法的执行时间
SDN1	1.11	23.84
SDN2	2.77	73.97
SDN3	3.18	67.56
SDN4	3.37	46.05
SDN5	4.43	91.51
SDN6	6.57	121.80
SDN7	6.83	175.44
SDN8	11.20	192.72
SDN9	17.87	577.14
SDN10	22.17	1 068.43
SDN11	23.80	1 169.00

即使对于大型网络, 执行时间仍在可接受的范围内。基于能量的方法的执行时间明显高于建议的方法, 在大型 SDN(SDN9 至 SDN11)的情况下, 执行时间的增加尤为明显。

为了将笔者提出的与其他类型的时间序列相似性技术进行比较, 使用 DTW 代替 PCC 的方法版本。比较结果表明: 使用 DTW 时, SDN1(仅有 130 个用户端)的执行时间为 2 610.49 s(而笔者提出的方法实现时间为 1.11 s)。此外, 即使考虑到网络的 100% 可观测性, 准确率也只有 71.3%。

为了进一步评估所提出的方法在其他类型的网络中的可扩展性, 构建了几个具有更多用户和馈线的合成网络。表 3 显示了所提出方法在 10 到 20 个馈线和 700 到 1 000 个用户的网络中的执行时间(s)。

表 3 基于小波的所提出方法在合成网络中的执行时间 s

馈线数量	用户数量			
	700	800	900	1 000
10	31.59	44.66	59.78	75.15
15	32.86	45.84	61.90	76.50
20	33.85	47.56	62.83	78.06

结果表明：馈线数量对执行时间的影响可以忽略不计，而用户数量则会持续增加。鉴于所提出的方法并非用于实时执行，而是用于历史数据集，因此执行时间仍在合理范围内。值得一提的是，这些网络的识别准确率始终高于 97%，证明了该方法即使在使用合成网络时也具有很强的鲁棒性。

综上所述，即使在网络可观测性较差的情况下（即未测量的耗能水平较高），所提出的方法也能有效识别用户的拓扑位置。此外，该方法的计算效率也很高，在最不利的情况下（网络规模较大时）所需时间也小于 24 s。

4 结论

笔者提出一种基于小波变换的低压配电网拓扑识别方法，仅需利用配电系统运营商（DSO）记录用户和变电站馈线头的有功电能测量值，与现有的高级计量基础设施部署完全兼容。通过小波变换，能够利用用户电能测量与网络连接点之间的时频关系，准确识别单相和三相用户的拓扑位置。此外，还设计了一种计算效率高的方法，将用户特征与连接点特征关联，即使面对特征代表性较差的用户也能有效识别。

在对 11 个智能配电网（SDN）案例的评估中，该方法展现出一致的高准确性，优于传统节能方法，尤其在低可观测性场景下，拓扑识别准确率均超 95%，且计算效率高，620 个用户的网络仅需 24 s。稳健性分析表明：在数据集规模方面，使用 30 d 的每小时数据且网络可观测性至少为 80% 时，准确率超 98%；对于较低可观测性水平，最差情况下需 45 或 60 d 数据，但数据集规模仍不大，且该方法对网

络规模依赖性低。在测量误差鲁棒性方面，该方法灵敏度低。

该研究成果可为配电网提供技术支撑，具备良好的工程应用前景。未来将聚焦实时性能优化与场景迁移能力，推动其在边远地区能源保障中的应用。

参考文献：

- [1] 唐捷, 蔡永智, 周来, 等. 基于数据驱动的低压配电网线户关系识别方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(11): 127-134.
- [2] 林顺富, 邱蕾, 周波, 等. 面向配电系统灵活性提升的多微电网分布鲁棒协同优化调度[J/OL]. 电网技术, 1-13[2025-06-06]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2025.0046>.
- [3] 李永奇, 杜蕴, 方振华, 等. 军用新能源微电网系统的运维及故障处置分析[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(8): 2740-2757.
- [4] 高明宇, 冯长江. 军用独立型光储柴微电网模态转换控制策略[J]. 兵工自动化, 2021, 40(6): 1-7.
- [5] 杨静, 李晨岑. 分布式电源在军用机场配电网的应用探析[J]. 国防科技, 2020, 41(2): 21-27.
- [6] 张哲, 印若嘉, 龚卜文. 一种基于小波变换的电力系统故障诊断方法[J]. 电气技术与经济, 2024, (10): 391-392, 399.
- [7] 董思辰, 陆安江, 杨教, 等. 基于小波变换的改进非局部均值滤波研究[J/OL]. 光电子技术, 1-7[2025-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1347.TN.20250324.1034.004.html>.
- [8] 刘春晓, 姜涛, 李雪, 等. 基于连续小波变换的电力系统动态稳定综合评估[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(2): 144-152.
- [9] 顾文, 张健华. 基于离散小波变换的分布式光伏孤岛检测方法[J]. 浙江电力, 2019, 38(12): 20-24.
- [10] 闫征. 考虑交直流侧频率耦合的电压源型变换器阻抗建模与稳定性分析[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2024.
- [11] 潘雅琦, 王江波, 孟宇静, 等. 基于蝴蝶优化的配电网双层迭代降损方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 149-158.