

引用格式:张恒超,曹骏,沈秋英.基于隐树模型和聚类搜索的低压配电网拓扑辨识[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):170-178.

Citation: ZHANG Hengchao, CAO Jun, SHEN Qiuying. Topology identification of low-voltage distribution network based on latent tree model and cluster search[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 170-178.

基于隐树模型和聚类搜索的低压配电网拓扑辨识

张恒超, 曹 骏, 沈秋英

(国网江苏省电力有限公司苏州供电分公司, 江苏 苏州 215000)

摘 要: 拓扑结构信息是潮流计算、状态估计和故障诊断等配电网高级分析功能的基础。由于低压配电网中部分节点无法上传自身的运行状态, 因此这些隐式节点的存在给拓扑辨识带来了巨大挑战。提出一种基于隐树模型和聚类搜索的低压配电网拓扑辨识方法。首先, 提出一种嵌入隐式节点的贝叶斯网络, 定义为隐树模型, 为所有可能的低压配电网拓扑结构提供概率表示。其次, 提出一种基于聚类搜索的算法来生成候选拓扑结构, 并通过贝叶斯信息准则评估候选拓扑结构的准确性。最后, 利用仿真和实验证明所提方法的有效性和鲁棒性。

关 键 词: 低压配电网; 拓扑辨识; 贝叶斯网络; 隐树模型; 聚类搜索

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.018 中图分类号: TM76 文章编号: 1673-9140(2025)02-0170-09

Topology identification of low-voltage distribution network based on latent tree model and cluster search

ZHANG Hengchao, CAO Jun, SHEN Qiuying

(Suzhou Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Suzhou 215000, China)

Abstract: Topology information is the foundation of advanced analysis functions in distribution network, such as power flow calculation, state estimation, and fault diagnosis. Due to the inability of some nodes in the low-voltage distribution network to upload their own operational status, the existence of these implicit nodes poses a huge challenge to topology identification. This paper proposes a topology identification method for low-voltage distribution networks based on latent tree model and cluster search. Firstly, a Bayesian network with embedded implicit nodes is proposed, which is defined as a latent tree model to provide probabilistic representation for all possible low-voltage distribution network topologies. Then a cluster search algorithm is proposed to generate candidate topologies, and the accuracy of the candidate topologies is evaluated using Bayesian information criteria. Finally, simulation and experiments are conducted to demonstrate the effectiveness and robustness of the proposed method.

Key words: low-voltage distribution network; topology identification; Bayesian network; latent tree model; cluster search

低 压 配 电 网 (low-voltage distribution grid, LVDG) 位于配电系统的末端, 直接向终端用户供电^[1-2]。目前, LVDG 的拓扑更新工作大多都是依赖人工维护, 可靠性较低且效率低下^[3-5]。实时获取准确完整的电网拓扑信息是 LVDG 安全稳定运行的前提和基础^[6-8]。因此, 拓扑结构的自动生成是当前

亟待解决的问题。

输电系统的拓扑辨识通常利用拓扑处理器来辅助实现; 对于中/高压电网, 可以通过节点上的馈线终端单元和配电终端单元检测到频繁变化的拓扑信息^[9-11]。与输电系统或中/高压配电网不同, LVDG 因成本限制通常缺乏完整的监控系统, 导致

收稿日期: 2024-05-29; 修回日期: 2024-09-29

基金项目: 国网江苏省电力有限公司 2022 年度技术服务项目 (SGJSSZ00YZJS2201414)。

作者简介: 张恒超 (1989—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事电能计量、用电信息采集方面的研究; E-mail: zhc8920@126.com

拓扑结构缺失或不准确^[12-13]。此外,LVDG数量庞大,手动识别和管理其拓扑对操作人员是一项巨大挑战。

高级量测体系(advanced metering infrastructure, AMI)的普及为LVDG拓扑自动识别提供了替代方案^[14-16]。然而,基于AMI的节点数据采集方法可能导致拓扑误识别。实际LVDG物理结构中,仅能获取终端用户和头部变压器(记为可观察节点)的数据,而中间节点(如表箱和馈线柱,记为隐式节点)通常未配备测量设备^[17]。因此,隐式节点的测量信息缺失使得LVDG与中/高压配电网的拓扑辨识存在本质差异^[18-20]。

目前,配电网拓扑辨识研究可分为两类。第一类为基于拓扑数据库配合特征匹配:文献[21]将实际电压相位图映射至电网拓扑结构数据库,当拓扑变化时,电力系统测量数据中的功率时间序列呈现相似变化趋势。文献[22]通过比较拓扑多状态估计,以实际状态与估计值的最小差异表征实际电网拓扑。第二类为数据驱动方法:文献[23]结合主成分分析与深度置信网络构建拓扑识别模型;文献[24]利用集成深度学习模型分析相量测量单元数据实现拓扑识别;文献[25]提出基于深度卷积神经网络和内核-一节点的实时检测方法。然而,这些方法均假设所有节点测量信息可获取,而LVDG中隐式节点导致其无法直接应用。此外,LVDG中表箱和馈线柱数量常缺失,导致节点数量及连通性未知,进一步增加拓扑辨识难度。

为了解决这些问题,本文提出了一种基于隐树模型(latent tree model, LTM)和聚类搜索的LVDG拓扑辨识方法。首先,定义一种嵌入隐式节点的贝叶斯网络,定义为隐树模型。其次,设计含5种修正算子的三阶段聚类搜索方法,生成候选模型并进行扩展、简化和调整;再次,引入贝叶斯信息准则(Bayesian information criterion, BIC)评估候选LTM对终端用户数据的拟合度;最后,构建LTM生成框架(含模型初始化、搜索和补偿模块),通过仿真与试验验证方法有效性。

1 基于隐树模型的电网电压概率建模

本节先将测量电压描述为随机变量;然后,利用概率图模型对LVDG进行建模,并将其扩展到具有隐式变量的场景;最后,在此基础上,给出LVDG

拓扑辨识的问题描述。

1.1 LVDG建模

图1(a)给出了一个典型LVDG的物理结构。电能通过10 kV母线传输到低压配电变压器,然后通过多级隐式节点由400 V低压侧母线分配到每个用户。低压配电变压器的低压侧和终端用户均配备了终端测量单元,用于采集测量信息并上传到数据中心。然而,位于粗虚线区域的中间节点并没有配备任何测量设备,导致无法获得这些隐式节点的测量信息。

为识别LVDG的拓扑结构,本文将LVDG的物理结构映射为如图1(b)所示的网络模型。在网络模型中,所有终端用户和其他设备建模为节点,设备间的电气连接建模为边。为利用节点测量信息,进一步将所有节点定义为连续型随机变量,边则表征变量间的概率依赖关系。根据节点是否配置测量设备,将随机变量分为两类:安装测量设备的变压器及终端节点为可观测变量;未配置测量设备的中间节点为隐变量。

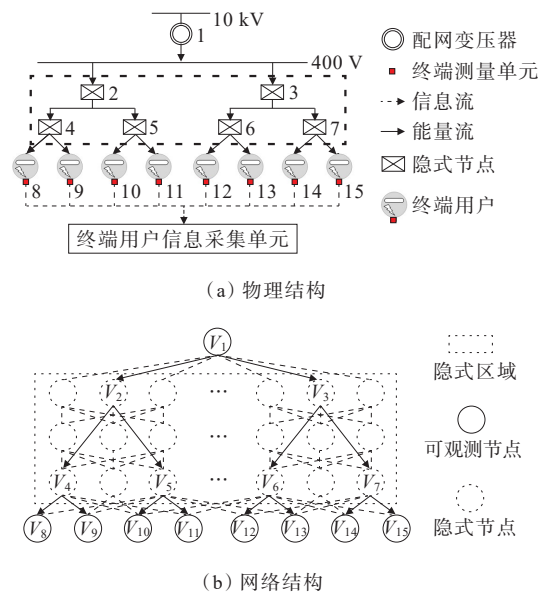


图1 LVDG的物理结构及其对应的网络模型

Figure 1 Physical structure of LVDG and its corresponding network model

1.2 隐树模型

在建立隐树模型之前,先建立一个通用的数学模型,并假设所有的配电网节点都是可被观察。则可以利用联合概率分布描述不同电压变量之间的概率关系,即

$$P(V) = P(V_1, |V_2, \dots, V_i, \dots, V_N) = P(V_1)P(V_2|V_1) \dots P(V_N|V_1, \dots, V_i, \dots, V_{N-1}) \quad (1)$$

式中, V_i 为节点 i 的电压测量值; N 为配电网的节点数, $i \in [1, N]$; $P(\cdot)$ 为概率测度。

假定注入电流是几乎独立的, 那么在给定父节点电压信息的情况下, 节点电压在树状网络中是条件独立的, 则式(1)可近似为

$$P(V_1, V_2, \dots, V_N) \approx \prod_{i=1}^N P(V_i | \pi(V_i)) \quad (2)$$

式中, $\pi(V_i)$ 为节点 i 的父节点集合。

式(2)代表以电压为变量的贝叶斯网络模型。如果该模型可以求解, 那么模型的求解结果即是配电网的拓扑结构。然而, LVDG 物理结构中并非所有节点的信息都是可观察到的, 导致式(2)的贝叶斯网络不能直接用于对具有隐式节点的 LVDG 建模。为此, 本文提出了一种含隐式变量的改进贝叶斯网络模型。

为了简化模型求解的计算量, 通过数据离散化将连续变量转换为离散变量, 数据离散化过程为

$$V_i(t) \leftarrow \left\lfloor \frac{V_i(t) - V_{\min}}{V_{\max} - V_{\min}} \cdot m \right\rfloor \quad (3)$$

式中, $V_i(t)$ 为节点 i 在 t 时刻的电压; $V_{\min}$ 、 $V_{\max}$ 分别为电压的最小值和最大值; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整操作。

变量经离散化后, 服从状态数为 m 的分类分布为

$$P(V_i = s_k | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m) = \prod_{k=1}^m \theta_k^{s_k} \quad (4)$$

式中, $s_k \in \{0, 1\}$; $k \in \{1, 2, \dots, m\}$; $\sum_{k=1}^m \theta_k = 1$ 。为平衡算法精度和计算量, 状态数 m 设置为 20。

综上所述, 如果在含 N 个节点的 LVDG 中存在 Q 个隐式节点, 则 LVDG 的 LTM 模型可以定义为

$$P(X_1, \dots, X_Q, \dots, V_N) = \prod_{Z \in \{X_1, \dots, V_{Q+1}, \dots, V_N\}} P(Z | \pi(Z)) \quad (5)$$

本文将 LVDG 的 LTM 模型定义为最优模型, 最优模型的结构即是预测的 LVDG 拓扑结构。因此, 本文的 LVDG 拓扑辨识问题描述如下。

1) 问题。隐式节点数量未知的 LVDG 拓扑辨识。

2) 先验信息。LVDG 中所有终端用户。

3) 输入。所有终端用户的历史电压测量数据序列 $V_i(t)$, $t = 1, \dots, T$ 。

4) 输出。基于 LTM 模型得出的从变压器到终端用户的完整 LVDG 拓扑。

2 候选模型的生成

2.1 正则性约束

如果对隐式变量的数量和状态数量没有限制, 就会产生无穷多的候选模型, 导致很难从中找到最优模型。因此, 当搜索最优模型时, 本文选择将注意力限制在正则模型的空间上, 利用下式所示的正则条件来约束模型中隐式变量及其相邻变量的状态数, 使得候选模型的数量变得有限。

$$|X| \leq \frac{\prod_{i=1}^k |W_i|}{\max_{i=1}^k |W_i|} \quad (6)$$

式中, $|\cdot|$ 为变量的状态; X 为 LTM 中的隐式变量; $W_1, W_2, \dots, W_k$ 均为与 X 相邻的变量。满足约束条件的模型称为正则模型, 当 X 只有相邻的变量时, 上式严格不等式成立, 其中一个相邻的变量必须是隐式变量。

2.2 模型修正

本文引入了 5 个模型修正算子来生成候选模型, 分别是节点引入 (node introduction, NI)、节点删除 (node deletion, ND)、节点重定位 (node relocation, NR)、状态引入 (state introduction, SI) 和状态删除 (state deletion, SD)。图 2 展示了 NI、ND 和 NR 算子的示例。

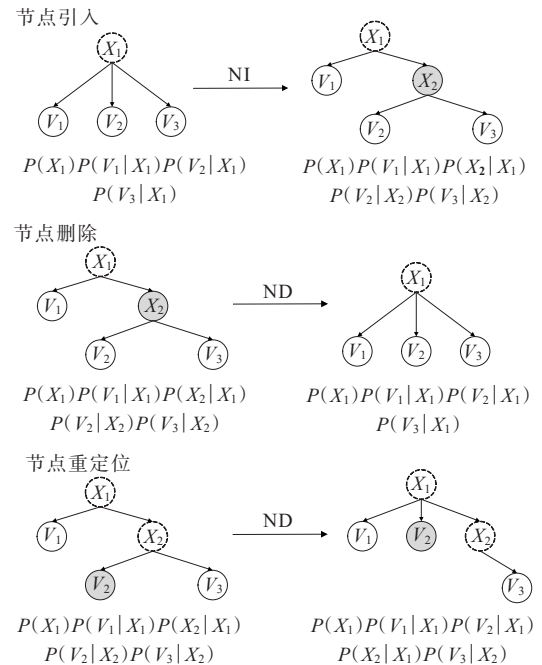


图 2 NI、ND 和 NR 算子示例

Figure 2 Examples of NI, ND, and NR operators

图2中,灰色节点表示算子正在修正的节点。为确保正则性,在每个候选模型生成后,立即对其应用正则化操作。为每个修正算子对应的具体描述如下。

1) SI/SD。SI算子通过将状态增加到隐式变量域来生成新的模型,而SI算子则通过将状态减少到隐式变量域来生成新的模型。

2) NI/ND。NI算子通过引入具有相同状态数的新隐式变量来介导及其2个相邻可观测量和;ND算子则通过删除隐式变量并将其所有相邻变量连接到。

3) NR。NR算子通过将可观测量重新定位到其对应的隐式变量来生成新的模型。

2.3 模型评估标准

本节先介绍在没有隐式节点的场景中如何评估模型;然后,基于EM算法将其扩展到含有隐式节点的场景。

假设LVDG中的所有节点都可被观测,则LVDG的LTM是一个树状贝叶斯网络。设 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_T\}$ 为所有变量长度为 T 的数据集,则找到LVDG对应的贝叶斯网络模型是一个最大后验估计问题。即利用给定的数据集 D ,找到使模型的后验概率最大化的模型 G^* ,其数学模型为

$$G^* = \arg \max_{G \in G^N} P(G|D) \quad (7)$$

式中, G^N 为具有 N 个变量的所有可能的贝叶斯网络模型集合。

贝叶斯公式为

$$P(G|D) = \frac{P(G)P(D|G)}{P(D)} \quad (8)$$

式中, $P(D)$ 独立于贝叶斯网络模型 G 。

因此,找到后验概率最大化的模型 G^* 等同于找到最大化函数的模型:

$$\log P(G|D) = \log P(D|G) + \log P(G) \quad (9)$$

式(9)等号右边的第2项是模型结构的先验分布,通常假设它是均匀的,可以忽略。对等号右边的第1项使用拉普拉斯近似为

$$\begin{aligned} \log P(D|G) &= \\ \max_{\theta} \log P(D|G, \theta) - \frac{d(G)}{2} \log T &= \\ \log P(D|G, \theta^*) - \frac{d(G)}{2} \log T \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $d(G)$ 为模型 G 的标准维度,即模型中独立

参数的数量; T 为样本数量; θ^* 为参数的最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)。

通过式(10)就可以得出模型 G 的BIC得分,记为 $\text{BIC}(G|D)$ 。

BIC得分的第1项是模型 G 参数的最大对数似然函数,用来衡量模型 G 与数据集 D 的拟合程度,第2项是模型复杂度的惩罚项。因此,BIC得分越高,模型 G 和数据集 D 之间的拟合度就越高,就更接近最优模型 G^* 。

当LVDG中包含隐式节点时,就不能直接用MLE来估计参数,因为隐式节点没有电压测量信息。因此,本文引入期望最大化(expectation-maximum, EM)算法代替MLE来估计具有隐式节点模型的参数。

假设 G 的参数集 θ 符合分布 $P(Z_j|\pi(Z_j))$, $j=1, 2, \dots, N$, Z_j 为LTM中的第 j 个变量, θ 的初始值为 $\delta^{(0)}$ 。构成 $\delta^{(t)}$ 的分布 $P(Z_j|\pi(Z_j), \delta^{(t)})$ 可以通过以下2个步骤得到, t 为迭代次数。

1) 期望步骤。

对于 D 中的每个数据 d , $d \in D$, 将其在贝叶斯网络 $(G, \delta^{(t-1)})$ 中进行推理计算,得到联合分布为

$$P(Z_j, \pi(Z_j)|d, G, \delta^{(t-1)}) \quad (11)$$

计算数据集 D 中所有的数据后,得到:

$$f(Z_j, \pi(Z_j)) = \sum_{d \in D} P(Z_j, \pi(Z_j)|d, G, \delta^{(t-1)}) \quad (12)$$

2) 最大化步骤。

利用MLE来获得新的参数集 $\delta^{(t)}$ 为。

$$\delta^{(t)} = \frac{f(Z_j, \pi(Z_j))}{\sum_{Z_j} f(Z_j, \pi(Z_j))} \quad (13)$$

定义通过EM算法学习到的模型 G 的参数集 $\delta^{(t)}$ 为 $\bar{\theta}$,则对应BIC得分的计算公式为

$$\text{BIC}(G, \bar{\theta}|D) = \log P(D|G, \bar{\theta}) - \frac{d(G)}{2} \log T \quad (14)$$

3 模型生成总体框架

本文提出了一个模型生成框架,包括模型初始化、模型搜索和模型补偿3个部分。模型生成框架流程如图3所示。在图3中,模型搜索是用于搜索最优模型框架的主要部分,模型初始化和模型补偿可以有效地提高搜索的效率和准确性。

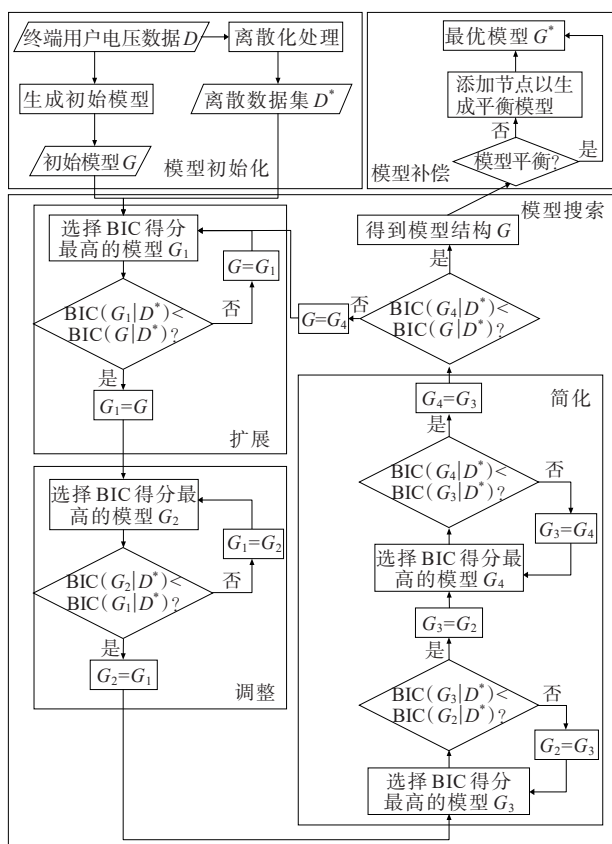


图3 模型生成框架

Figure 3 Model generation framework

3.1 模型初始化

在电网拓扑完全未知的情况下,将算法的初始模型设置为只包含一个隐式变量,并且所有可观察变量都是该隐式变量的子变量,即

$$P(X_1, V_2, \dots, V_N) = \prod_{i \in \{2, 3, \dots, N\}} P(X_1) P(V_i | X_1) \quad (15)$$

在网络拓扑部分未知或有错误的情况下,已知的拓扑信息就可以用作算法的初始模型。添加已知拓扑可以使算法的初始模型更接近最优模型,故算法所需做的就是补全缺失的电网拓扑。即使已知的拓扑信息有错误,算法也只需要纠正错误,不需要重新生成新的模型。据此可以提高算法的效率。

3.2 模型搜索

在建立隐树模型之前,先建立一个通用的数学模型,并假设所模型搜索的具体过程如图4所示。

由图4可知,模型搜索从优化初始模型的参数开始,然后分扩展、调整和简化3个阶段迭代搜索得分最高的模型,直到得分最高时停止,3个阶段的具体步骤如下。

1) 扩展。此阶段是为了生成新的节点。当输

入初始化模型时,SI和NI算子基于当前模型生成一组候选模型。然后从候选模型中选择得分最高的模型作为下一次迭代的输入模型,迭代至找不到具有更高分数的模型为止。

2) 调整。此阶段使用NR算子调整节点之间不正确的连接,纠正LVDG拓扑中的错误。

3) 简化。此阶段的目的是删除模型中的冗余节点。同时使用这2个算子可能会增加计算负担,并可能导致算法陷入局部最优,因此在这个阶段需要分别使用ND和SD算子。

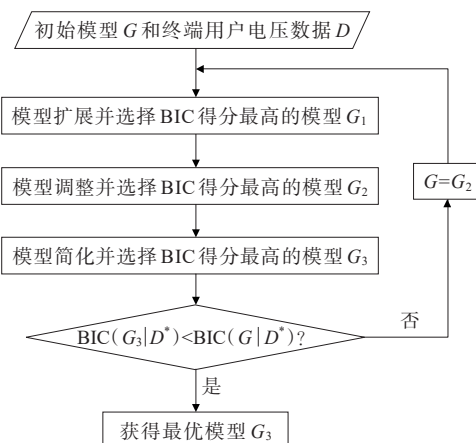


图4 模型搜索流程

Figure 4 Flowchart of model search

3.3 模型补偿

由于隐式节点之间的强依赖性,模型搜索之后获得的模型可能是缺乏几个隐式节点的不平衡模型。因此,需要利用图5所示的流程图进行模型补偿。

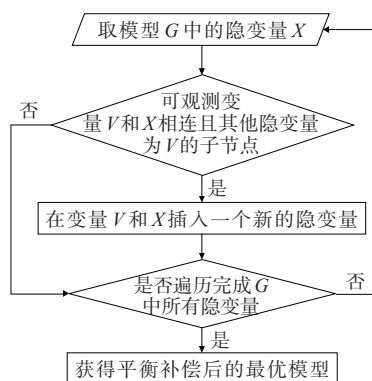


图5 模型补偿流程

Figure 5 Flowchart of model compensation

4 试验结果与分析

4.1 案例说明

本节在模拟LVDG场景和真实LVDG场景中

均测试了所提算法性能,具体案例说明如下。

模拟的LVDG如图6所示。该电网的拓扑结构由4层组成,共30个节点。其中,白色节点是变压器节点,中间浅色节点是隐式节点,其余深色节点为终端用户节点。每个支路的电阻参数和节点电压都预设在一个合理的范围内。终端用户的负荷分布采用某地区实际LVDG中终端用户的负载分布,并通过潮流计算获得每个用户的节点电压数据。

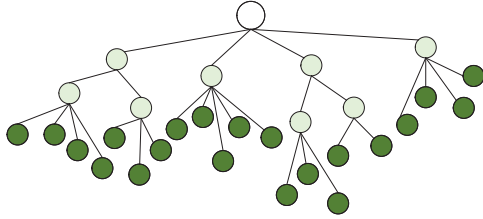


图6 含30个节点的模拟LVDG拓扑结构

Figure 6 Simulated LVDG topology with 30 nodes

真实的LVDG拓扑结构如图7所示,NO表示用户编号。真实的电网拓扑为4层结构,由55个用户组成,每个用户都配备了一台智能仪表,每15分钟更新一次测量数据。电网的第2层和第3层是没有测量设备的隐式节点。

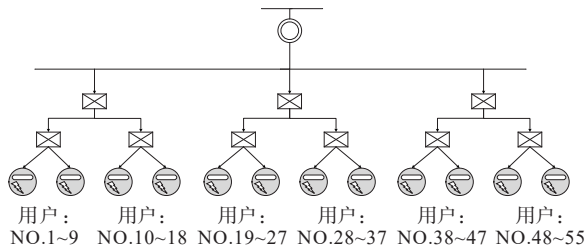


图7 含55个用户的真实LVDG拓扑结构

Figure 7 Real LVDG topology with 55 users

4.2 精度评定标准

为了评估算法的性能,本文将LVDG拓扑辨识视为一个多维聚类过程。基于低压用户处于电网末端的特性,将每个隐式节点视为一个类,多维意味着用户属于隐式节点,也属于隐式节点的祖先节点。终端用户的父隐式节点表示用户的一维聚类,祖父母隐式节点表示用户的二维聚类,依此类推,聚类的最大维度是网络的最大层数减2。 i 维聚类的准确度计算公式为

$$A_i(B_i, C_i) = \frac{1}{n_i} \sum_k \max_j |b_{ik} \cap c_{ij}| \quad (16)$$

式中, n_i 为参与 i 维聚类的用户总数; $B_i = \{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ik}\}$ 为算法生成的 i 维聚类的集合, b_{ik} 为第 k 个隐式节点下的用户集合; $C_i = \{c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ij}\}$

为真实的 i 维类的集合, c_{ij} 为第 j 个隐式节点下的用户集合; $A_i \in [0, 1]$, A_i 越接近1代表聚类效果更好。

准确度评估标准是所有 A_i 总和的平均值 A :

$$A = \frac{1}{d-2} (A_1 + A_2 + \dots + A_{d-2}) \quad (17)$$

式中, d 为电网的最大层数。

如果生成的拓扑与真实拓扑相同,则准确度 A 为1。

4.3 模拟场景的性能

通过运行潮流生成长度为1 000的电压数据集作为所提算法的输入。该算法迭代过程中BIC得分的变化趋势如图8所示。

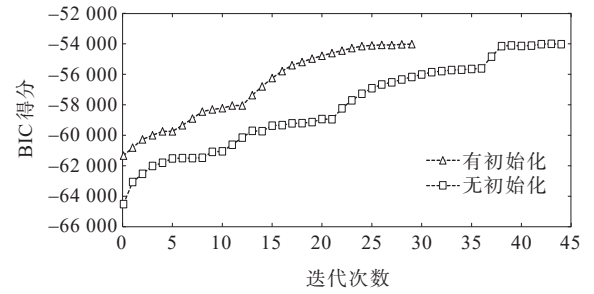


图8 迭代过程中BIC得分的变化趋势

Figure 8 Changing trend of BIC score during iteration process

由图8可知,有模型初始化的情况,模型搜索算法在29次迭代后收敛,而没有模型初始化的情况在45次迭代后收敛,证明了模型初始化算法可以有效地减少搜索算法的迭代次数。

为了验证算法在获取不同比例初始信息下搜索的效果,本文设置了4组仿真:第1组已知30%的拓扑信息;第2组已知50%的拓扑信息;第3组已知70%的拓扑信息;第4组除10个错误信息外所有的都已知。得到不同拓扑信息获取比例下BIC得分的变化趋势如图9所示。

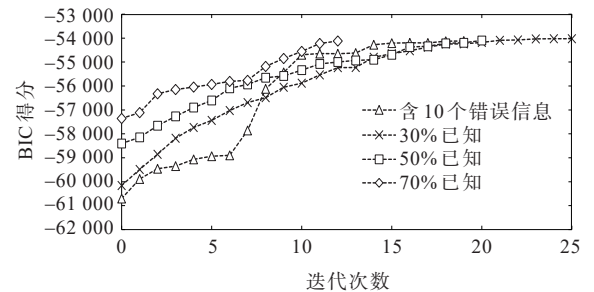


图9 不同拓扑信息获取比例下BIC得分的变化

Figure 9 Change in BIC score under different topological information acquisition ratios

由图9可知,拓扑信息已知比例越高,算法所需的迭代次数就越少,搜索到最优模型的精度也越高,所需时间也会缩短。当拓扑结构完全已知但存在一些错误时,算法所做的就是在调整阶段纠正这些错误。

4.4 与其他算法的比较分析

为了验证所提出算法的优势,在30个节点的电网上测试了5种算法,分别为本文的模型生成(model generation, MG)、马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)、互信息(mutual information, MI)、协方差(covariance, Cov)和自底向上方法(Bottom-up method, Bot)。MG、Cov、MI和MRF的输入是长度为1 000的电压测量值,Bot的输入是电压、有功和无功测量值,长度为1 000,对比结果如表1所示。

表1 与其他方法的对比

Table 1 Comparison with other methods

数据源	方法	准确度
终端用户	MG	1.000
	Bot	0.927
	MRF	0
	MI	0
	Cov	0
所有节点	MRF	1.000
	MI	0.967
	Cov	0.889

由表1可知,本文MG算法可以仅在已知终端用户电压测量的情况下重建完整的电网拓扑。可以看出,Bot算法的精度低于MG算法,并且Bot算法需要输入有功和无功率测量值。其他3种算法只有当输入数据集包含所有节点的电压测量值时,精度才能接近MG算法。并且这3种算法只能建立用户-用户连接,而无法引入新的节点。然而,在真实的电网拓扑中没有用户-用户连接,因此这3种算法很难获取真正有用的拓扑信息。

4.5 鲁棒性分析

1) 对历史数据长度的鲁棒性:为了评估数据长度对所提算法准确度的影响,本文在历史数据长度设置为50至700的几种情况下测试了所提算法。图10展示了不同数据长度下算法的辨识准确度。

由图10可知,所提算法对数据长度大小具有较强的鲁棒性。在有模型初始化的情况下,只需要100个测量数据样本就可以实现较高的辨识精度。而在无模型初始化的情况下,则需要200个测量数

据样本才可以实现较高的辨识精度。

2) 对测量误差的鲁棒性:本文的算法基于智能电表的测量数据,ANSI C 12.20标准要求智能电表的测量误差范围为 $[-0.5\%, +0.5\%]$ 。但考虑到受外部环境的影响,智能电表的误差范围可能会在 $[-0.5\%, +0.5\%]$ 外。本文还对智能电表整体测量误差范围远在 $[-0.5\%, +0.5\%]$ 外的场景进行了仿真分析,结果如图11所示。

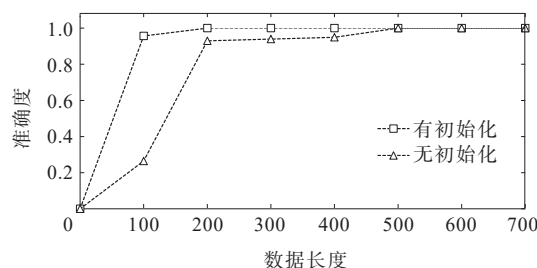


图10 不同数据长度下的辨识准确度对比

Figure 10 Comparison of identification accuracy under different data lengths

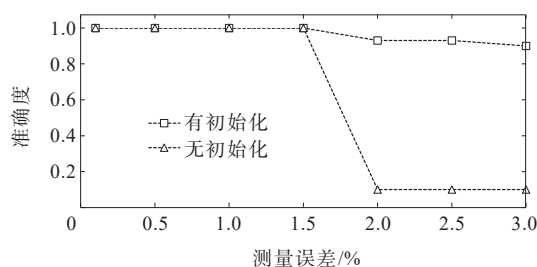


图11 不同误差下的辨识准确度对比

Figure 11 Comparison of identification accuracy under different errors

由图11可知,当整体测量误差在 $[-0.5\%, +0.5\%]$ 时,无论是否添加模型初始化,该算法都可以完全生成准确的电网拓扑。但当整体测量误差在 $[-0.5\%, +0.5\%]$ 外,如果没有模型初始化,算法将无法正常工作。然而,在这种高误差情况下,增加模型初始化依然可以使算法保持较高的模型精度。

3) 对电网结构的鲁棒性:为了测试所提算法对不同电网结构的鲁棒性,本文构建了4个场景,包括3层结构、3&4层结构、4层结构和4&5层结构。每个场景包含5个不同结构的电网,且每个电网中的节点数为40。表2显示了20种不同结构电网的拓扑辨识准确度。

由表2可知,电网结构的深度会影响算法精度,但本文算法在4种场景下的平均精度分别为1.000、1.000、0.982和0.948。结果表明,本文算法在不同电网结构场景下具有很强的鲁棒性。

表2 不同电网结构下的拓扑辨识准确度
Table 2 Accuracy of topology identification under different power grid structures

电网结构	准确度	电网结构	准确度
3层_1	1.000	4层_1	0.919
3层_2	1.000	4层_2	1.000
3层_3	1.000	4层_3	1.000
3层_4	1.000	4层_4	0.946
3层_5	1.000	4层_5	1.000
3&4层_1	1.000	4&5层_1	0.935
3&4层_2	1.000	4&5层_2	0.952
3&4层_3	1.000	4&5层_3	0.951
3&4层_4	1.000	4&5层_4	0.938
3&4层_5	1.000	4&5层_5	0.963

4.6 真实场景的性能

在建立隐树模型之前,先建立一个通用的数学模型,并对如图7所示的真实电网场景进行测试,将终端用户智能电表10 d的电压幅值数据作为所提出算法的输入。算法迭代过程中BIC得分的变化趋势如图12所示。

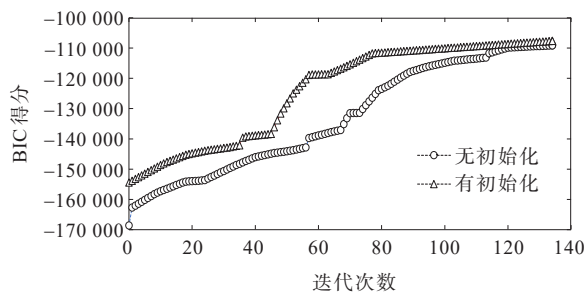


图12 真实电网场景下BIC得分的变化趋势

Figure 12 Changing trend of BIC score in real power grid scenarios

由图12可知,通过模型初始化,算法在91次迭代后收敛。在没有模型初始化的情况下,算法在135次迭代后收敛。最后得出最优模型的模型结构与电网真实拓扑结构完全一致,验证了所提算法在真实电网场景下的有效性。

4 结语

本文提出了一种基于隐树模型和聚类搜索的LVDG拓扑辨识方法。与现有方法需要所有节点的测量数据不同,本文方法只依赖于终端用户的电压测量数据。该方法主要分为3个阶段:模型初始化、模型搜索和模型补偿。模型初始化算法生成更

接近最优模型的初始模型,使得算法更快地收敛并避免局部最优。模型搜索算法以BIC得分作为模型评价标准来搜索最优模型。模型补偿算法可以补偿因隐式变量之间的强依赖性而导致的隐式变量缺失,从而提高拓扑辨识的准确性。本文在模拟和真实电网上均进行了测试,验证了所提方法的有效性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] 方磊,冯隆基,杨锦成,等.融合用户负荷特征的低压配电网拓扑关系识别研究[J].供用电,2024,41(11):60-68.
FANG Lei, FENG Longji, YANG Jincheng, et al. Identification research of low voltage distribution network topology based on user load characteristics integration[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(11): 60-68.
- [2] 杨昆达,沈晓东.基于碳交易机制和需求响应的配电网重构研究[J].电网与清洁能源,2023,39(4):47-53.
YANG Kunda, SHEN Xiaodong. Research on distribution network reconfiguration based on carbon trading mechanism and demand response[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(4): 47-53.
- [3] 张国驹,裴玮,杨鹏,等.中压配电网柔性互联设备的电路拓扑与控制技术综述[J].电力系统自动化,2023,47(6):18-29.
ZHANG Guojun, PEI Wei, YANG Peng, et al. Review on circuit topology and control technology of flexible interconnection devices for medium-voltage distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(6): 18-29.
- [4] 王怡,杨知方,余娟,等.考虑可靠性需求的配电网多种设备统一优化配置[J].电工技术学报,2023,38(24):6727-6743.
WANG Yi, YANG Zhifang, YU Juan, et al. A unified optimal placement method for multiple types of devices in distribution networks considering reliability demand[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(24): 6727-6743.
- [5] 陈碧云,吕怡博,梁志坚,等.考虑数据失衡的新型配电网两阶段拓扑辨识[J].电力系统保护与控制,2023,51(21):57-65.
CHEN Biyun, LÜ Yibo, LIANG Zhijian, et al. Two-stage topology identification of a new-type distribution network considering data imbalance[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21): 57-65.
- [6] 赵耀,陈永江,纪坤华,等.基于有限关键节点及Wasserstein距离的配网拓扑识别[J].中国电力,2024,57(4):151-161.

- ZHAO Yao, CHEN Yongjiang, JI Kunhua, et al. Distribution network topology identification based on finite key nodes and Wasserstein distance[J]. Electric Power, 2024, 57(4): 151-161.
- [7] 谢宏, 张华赢, 梁晓锐, 等. 基于关系图卷积神经网络的新能源配电台区拓扑识别方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(7): 94-102.
- XIE Hong, ZHANG Huaying, LIANG Xiaorui, et al. A topology identification method based on relational-graph convolutional network for distribution substation area with high renewables[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(7): 94-102.
- [8] 董宸, 吴强, 黄河, 等. 基于免疫算法的电网拓扑结构识别[J]. 发电技术, 2023, 44(1): 125-135.
- DONG Chen, WU Qiang, HUANG He, et al. Power grid topology identification based on immune algorithm[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(1): 125-135.
- [9] 朱大锐, 王睿, 段建东, 等. 考虑多影响因素的关键输电线路辨识[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(20): 5938-5947+6174.
- ZHU Darui, WANG Rui, DUAN Jiandong, et al. Identification of critical transmission lines considering multiple influencing factors[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(20): 5938-5947+6174.
- [10] 陈沛东, 曹华珍, 何璇, 等. 中压配电网近邻交互式分布式拓扑辨识算法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(2): 139-146.
- CHEN Peidong, CAO Huazhen, HE Xuan, et al. Distributed topology identification algorithm of medium-voltage distribution network based on neighboring interaction[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(2): 139-146.
- [11] 黄毕尧, 张明, 李建岐, 等. 联合高低频电力线通信的中压配电网拓扑自动识别方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2350-2358.
- HUANG Biyao, ZHANG Ming, LI Jianqi, et al. Automatic identification of medium-voltage power distribution network topology based on high and low frequency power line communication[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2350-2358.
- [12] 杨秀, 蒋家富, 刘方, 等. 基于注意力机制和卷积神经网络的配电网拓扑辨识[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1672-1682.
- YANG Xiu, JIANG Jiafu, LIU Fang, et al. Distribution network topology identification based on attention mechanism and convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1672-1682.
- [13] 刘凯, 李镇海, 吕利, 等. 基于聚类分析的配电台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(6): 165-171.
- LIU Kai, LI Zhenhai, LYU Li, et al. Topology identification method for distribution areas based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(6): 165-171.
- [14] 刘超, 王旭东, 苏彦卓, 等. 基于高级量测体系和图模型近邻估计的配电网拓扑辨识[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2020, 34(5): 527-532.
- LIU Chao, WANG Xudong, SU Yanzhuo, et al. Topology identification of distribution networks via advanced metering infrastructure and graphical model neighbor estimation[J]. Journal of University of Jinan (Science and Technology), 2020, 34(5): 527-532.
- [15] 俞胜, 黄福兴, 冯艳丽, 等. 新型电力AMI系统中基于Neural Prophet模型的电力负荷预测与修补研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(5): 44-50.
- YU Sheng, HUANG Fuxing, FENG Yanli, et al. Neural prophet-based power load forecasting and repair in novel power AMI system[J]. Smart Power, 2023, 51(5): 44-50.
- [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] 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.
- [18] 马尚, 卫志农, 黄蔓云, 等. 基于智能电表数据的低压配电网拓扑与线路参数联合辨识[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(2): 60-70.
- MA Shang, WEI Zhihong, HUANG Manyun, et al. Joint identification of topology and line parameters for low-voltage distribution network based on smart meter data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(2): 60-70.
- [19] 颜湘武, 邵晨, 吴鸣, 等. 基于电磁式旋转潮流控制器的有源配电网多场景控制[J]. 电工技术学报, 2023, 38(S1): 44-55.
- YAN Xiangwu, SHAO Chen, WU Ming, et al. Multi-scene control method of active distribution network based on electromagnetic rotating power flow controller[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(S1): 44-55.

- YE Zhenzhen, CHEN Xinqi, ZHANG Shuting, et al. Long period operation of ionic liquid based electrical double layer capacitor at 45 °C and 3 V[J]. *Power Generation Technology*, 2023, 44(2): 213-220.
- [19] 孟庭如, 邹贵彬, 许春华, 等. 一种分区协调控制的有源配电网调压方法[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(10): 2852-2860.
- MENG Tingru, ZOU Guibin, XU Chunhua, et al. A voltage regulation method based on district-dividing coordinated control for active distribution network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(10): 2852-2860.
- [20] 陈继开, 王瑞全, 祝世启, 等. 无直流传感器 LC-STATCOM 自适应测控方法[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(22): 8874-8885.
- CHEN Jikai, WANG Ruiquan, ZHU Shiqi, et al. Adaptive measurement and control method of LC-STATCOM without DC sensor[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(22): 8874-8885.
- [21] 曹善康, 马啸, 汪光远, 等. 网侧故障下系统友好型直流微网协调控制策略[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(23): 7950-7963.
- CAO Shankang, MA Xiao, WANG Guangyuan, et al. System-friendly DC microgrid coordination control strategy under AC grid fault[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(23): 7950-7963.
- [22] 杜少通, 刘杰, 周娟, 等. 一种基于 NPC 和 H 桥混合级联的 6kV 静止无功发生器[J]. *电网技术*, 2022, 46(12): 5012-5020.
- DU Shaotong, LIU Jie, ZHOU Juan, et al. A 6kV hybrid cascade static var generator using NPC and H-bridge[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(12): 5012-5020.
- [23] 郭亮, 屈新宇, 王晓卫, 等. 基于改进 Hough 变换的消弧线接地配电网故障选线新方法[J]. *中国电力*, 2024, 57(7): 132-142.
- GUO Liang, QU Xinyu, WANG Xiaowei, et al. A novel fault feeder selection method for resonant grounding distribution networks based on improved Hough transform[J]. *Electric Power*, 2024, 57(7): 132-142.
-
- (上接第 178 页 Continued from page 178)
- [20] 刘博, 陈佳璇, 李江. 基于 SEM-MIP 状态估计的配电网拓扑辨识方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(13): 69-77.
- LIU Bo, CHEN Jiaxuan, LI Jiang. SEM-MIP based state estimation for topology identification in a distribution network[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(13): 69-77.
- [21] CAVRARO G, ARGHANDEH R. Power distribution network topology detection with time-series signature verification method[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(4): 3500-3509. [LinkOut]
- [22] FARAJOLLAHI M, SHAHSAVARI A, MOHSENIAN-RAD H. Topology identification in distribution systems using line current sensors: an MILP approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(2): 1159-1170.
- [23] ZHAO L, LIU Y B, ZHAO J B, et al. Robust PCA-deep belief network surrogate model for distribution system topology identification with DERs[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 125: 106441.
- [24] 刘丽娜, 王韬, 周一飞, 等. 基于神经网络的配网电气拓扑识别算法[J]. *电子科技大学学报*, 2023, 52(2): 247-253.
- LIU Lina, WANG Tao, ZHOU Yifei, et al. Distribution network electrical topology identification algorithm based on neural network[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2023, 52(2): 247-253.
- [25] XIAO M M, WANG S R, ULLAH Z, et al. Topology detection in power distribution system using kernel-node-map deep networks[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2020, 14(19): 4033-4041.