

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241411

## 面向配电网低压用户的停电区域研判方法

陈春<sup>1</sup>, 阳汉琨<sup>1</sup>, 肖轩怡<sup>1</sup>, 曹一家<sup>1</sup>, 安义<sup>2</sup>

(1. 长沙理工大学电网防灾减灾全国重点实验室, 湖南 长沙 410114;

2. 国网江西省电力有限公司电力科学研究院, 江西 南昌 330096)

**摘要:** 在配电网低压停电区域研判过程中, 由于中压配电终端在上报故障信息时存在漏报与误报现象, 导致难以准确判断低压停电区域。为解决这一问题, 提出了一种基于动态模糊贝叶斯网络的配电网停电区域研判方法。整合用户侧和配电终端的相关数据, 利用中低压配电网的典型拓扑结构, 构建动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN), 以用户停电事件为核心推理各区域停电事件发生的概率。在此基础上, 评估当前推理结果是否需要修正。若需要, 则将该推理结果作为模糊推理系统的输入, 利用隶属度函数和推理规则, 经过去模糊化处理进一步修正结果, 最终推断出最可能的停电区域。通过分析某城市配电网的实际故障数据发现, 当模拟信息缺失率为10%时, 模型研判准确度达到83.59%, 验证了该模型在信息不完全的条件下依然能保持较高的判断精度。

**关键词:** 低压配电网; 动态贝叶斯网络; 模糊理论; 用户停电事件; 停电区域

### A method for identifying the outage area of low-voltage distribution network users

CHEN Chun<sup>1</sup>, YANG Hankun<sup>1</sup>, XIAO Xuanyi<sup>1</sup>, CAO Yijia<sup>1</sup>, AN Yi<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Disaster Prevention & Reduction for Power Grid, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China; 2. Electric Power Science Research Institute of State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330096, China)

**Abstract:** In the process of identifying low-voltage outage areas in distribution networks, missing or false reports from medium-voltage distribution terminals often make it difficult to accurately determine the actual outage zones. To address this problem, this paper proposes a dynamic fuzzy Bayesian network-based outage area identification method for distribution networks. By integrating relevant data from both the user side and distribution terminals, and utilizing the typical topology of medium and low-voltage distribution networks, a dynamic Bayesian network (DBN) is constructed to infer the probability of outages occurring in various regions. Based on this initial inference, a verification step is conducted to determine whether results need to be corrected. If correction is required, the inference result is fed into a fuzzy reasoning system, where it is further refined using membership functions and inference rules, followed by defuzzification, to ultimately deduce the most probable outage area. An analysis of the actual fault data from a city's distribution network show that, even with a 10% rate of simulated information loss, the accuracy of the model is 83.59%, demonstrating its strong judgment accuracy under incomplete information conditions.

This work is supported by the Excellent Young Scientist Fund of Natural Science Foundation of Hunan Province (No. 2023JJ20039).

**Key words:** low-voltage distribution network; dynamic Bayesian network; fuzzy theory; user outage event; outage area

## 0 引言

配电网作为连接用户与电力系统的关键纽带,

其安全运行对用户用电的可靠性至关重要<sup>[1-4]</sup>。低压配电网因分支众多, 拓扑结构复杂, 导致难以准确定位停电区域。同时, 配电二次终端生成的数据数量庞大, 且由于其运行环境复杂, 信息在上传过程中存在信息丢失现象, 这进一步增加了停电区域研判的难度。因此, 亟需构建一个完备的模型, 即使

**基金项目:** 湖南省自然科学基金优秀青年项目资助(2023JJ20039); 南方电网公司科技项目资助(031800KC23120003)

在接收到不完全故障信号时,仍能对停电区域进行准确研判<sup>[5-8]</sup>。

传统的配电网故障区域定位方法大都以距离类故障定位<sup>[8-10]</sup>和馈线类定位方法<sup>[11-13]</sup>为主。在柱上开关处馈线终端装置(feeder terminal unit, FTU)部署的不断完善下,矩阵类算法<sup>[14-16]</sup>因为其直观与便捷的特点被广泛应用于馈线类定位方法中。但是在处理大规模配电网时,矩阵算法的计算成本过高,计算起来较为复杂。文献[17]中结合微型测量单元和智能电表数据,通过多状态估计和加权测量残差定位故障,减少了计算复杂度和故障定位耗时。文献[18]提出了一种图神经网络和多任务学习相结合的模型,能在量测不足和低标记率条件下,准确辨识配电网故障区段与类型,增强了模型的泛化能力。文献[19]通过改进时空图神经网络融合波形数据和拓扑信息,实现了高精度的故障定位,特别适用于高渗透率分布式电源场景。文献[20]利用升维线性规划将故障定位问题转化为稀疏整数线性规划,具备快速定位和高容错能力,适应分布式电源接入的复杂环境。上述方法虽然能够实现故障区段的识别与定位,但并未对停电区域进行深入研判。

由于故障的发生具有不确定性,单纯的故障定位难以满足配电网复杂场景下的需求。贝叶斯网络(Bayesian network, BN)和模糊理论在处理不确定问题方面具有显著优势。BN不仅能够有效描述不同因素之间的依赖关系,还能在信息不完全或存在不确定性的条件下进行推理与决策。文献[21]通过贝叶斯反向推理和正向推理方法,分别推断故障元件并分析保护装置与断路器的动作行为,从而实现直流配电网的故障诊断。文献[22]使用改进后的贝叶斯模型对数据基于权值修正,提高了状态估计结果的精度。而模糊理论则擅长处理模糊性和不精确的概念。文献[23]基于模糊理论定义多种隶属度函数,设计了一种多判据融合的故障选线方法。文献[24]将模糊理论用于优化图卷积神经网络,提高了配电网故障诊断的准确性。然而,上述研究未充分考虑数据的时序特性。如果在贝叶斯网络与模糊理论的结合中引入时序性分析,就能够在不同配电网事件发生时对停电区域进行更为精确的判断。

针对上述问题,本文提出了一种基于动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN)与模糊理论的低压配电网停电区域研判方法。该方法首先整合多源配电网事件信息,有效缓解故障信息不完全带来的影响;结合配电网的典型拓扑结构与事件数据的时序特性构建DBN,以用户停电事件为核心,推理各区域停电的概率。若该概率需要修正,则将推

理得到的停电概率作为模糊推理系统的输入,并通过模糊化得到修正后的推理结果,从而提高研判的准确性,最终完成停电区域的精准研判。

## 1 配电网停电区域研判思路框架

在配电网的“站-线-变-户”结构中,各侧均会存在大量缺陷、隐患以及故障事件。停电区域的研判受到各侧终端布点密度、终端设备可靠性以及用户反馈的影响。针对这一问题,本文通过融合“站-线-变-户”各侧的不完全信息,基于用户停电事件,构建动态贝叶斯网络,逐层从用户侧向上进行停电区域的研判。配电网停电区域研判思路框架如图1所示。

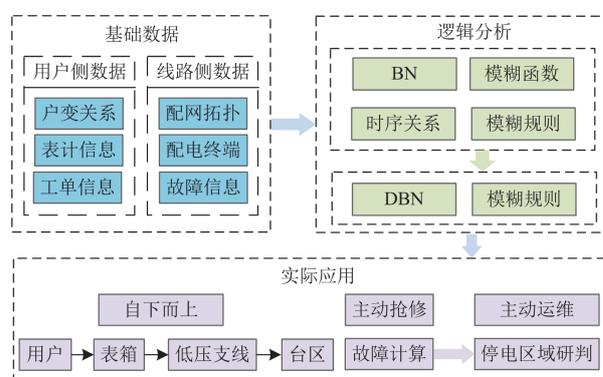


图1 配电网停电区域研判思路框架图

Fig. 1 Framework of power outage area judgment of distribution network

用户停电事件主要包括同一条支线下各台区的用户总数及实际停电用户数,并据此计算各台区的用户停电比例。根据停电比例的差异,将停电影响程度分为4类:单户停电、少量用户停电、中量用户停电、大量用户停电。通过“站-线-变-户”各侧的关系,停电事件的产生进一步被归因于4种状态:用户停电、表箱停电、低压支线停电、台区停电。这些停电状态对应不同的停电区域,而停电区域的变化直接影响用户停电比例。

## 2 停电区域研判的理论基础

### 2.1 贝叶斯理论

BN作为一种概率图模型,能够用数学化的方式表示各种变量之间的依赖关系,其核心是如式(1)所示的贝叶斯定理,在给定事件 $Y$ 发生的条件下求得事件 $X$ 发生的条件概率 $P(X|Y)$ 。BN通过有向无环图(directed acyclic graph, DAG)来描述网络中节点之间的关系,BN模型结构图如图2所示。

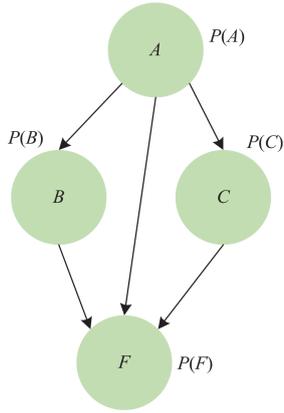


图2 BN模型结构图  
Fig. 2 Structure of BN

$$P(X|Y) = P(X) \frac{P(Y|X)}{P(Y)} \quad (1)$$

有向无环图中的节点代表随机变量，通过条件概率表(conditional probability table, CPT)来表示各节点之间的概率依赖关系。对于任意的一组变量  $N = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，它们同时发生的概率即联合概率分布，如式(2)所示。

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | P_{ar}(X_i)) \quad (2)$$

式中： $P_{ar}(X_i)$ 为节点  $X_i$ 对应的父节点集合； $n$ 为变量个数。

### 2.2 动态贝叶斯网络

由于配电网的实际故障记录具有时序性，为了有效处理这一特性，引入马尔科夫链模型来考虑数据的时序问题。一阶马尔科夫假设规定，当两个节点之间存在有向边时，这条有向边只能出现在同一时间片或相邻的时间片之间，不能跨过多个时间片。这代表在一阶马尔科夫假设中，状态的变化仅依赖于前一个时间片的状态，而不受更早时间片状态的影响。

DBN在BN模型的基础上，引入马尔科夫链描述数据之间的时序关系。DBN由初始网络和转移网络两个部分组成，因此可以表示为  $DBN = (B_1, B_{\rightarrow})$ ，其中  $B_1$ 表示初始网络，该网络中定义了变量之间的概率分布  $P(X_i^1)$ ；而  $B_{\rightarrow}$ 为包含了两个相邻时间片的转移网络，两个相邻时刻变量之间的转移概率如式(3)所示。

$$P(X^t | X^{t-1}) = \prod_{i=1}^M P(X_i^t | P_{ar}(X_i^t)) \quad (3)$$

式中： $P(X^t | X^{t-1})$ 为转移网络中相邻两时间片的转移概率； $X^t$ 表示节点  $X$ 在时间  $t$ 时的状态； $M$ 为

时间片内网络节点的个数； $X_i^t$ 为时间片  $t$ 上的第  $i$ 个节点。式(3)表明当前状态的条件概率分布只与前一个状态有关，与更早的状态无关。

DBN模型的网络结构如图3所示，相邻时间片之间的有向边表示变量之间的时序依赖关系。

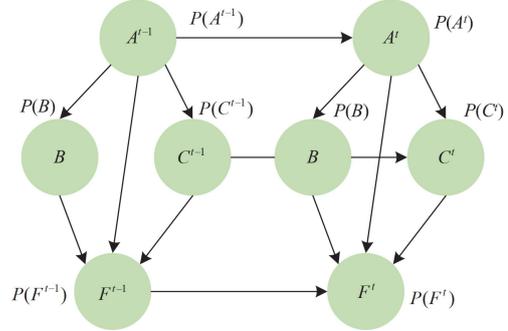


图3 DBN模型结构图  
Fig. 3 Structure of DBN model

在推理动态模型时，通常设DBN满足两个前提假设：一阶的马尔科夫假设和转移概率不变假设。基于这两个假设，可以得到DBN中任意时间片中的任一节点  $X_{1:M}^{1:T}$ 的联合概率分布表达式，如式(4)所示。

$$P(X_{1:M}^{1:T}) = \prod_{i=1}^M P_{B_1}(X_i^1 | P_{ar}(X_i^1)) \cdot \prod_{t=2}^T \prod_{i=1}^M P_{B_{\rightarrow}}(X_i^t | P_{ar}(X_i^t)) \quad (4)$$

式中： $T$ 为时间片的数量； $P_{B_1}$ 为初始网络变量之间的概率分布； $X_i^1$ 为初始网络中的第  $i$ 个节点； $P_{B_{\rightarrow}}$ 表示两个相邻时刻变量之间的转移概率。

### 2.3 基于模糊理论的结果修正

模糊理论是一种处理模糊性和不确定性的数学工具，适用于传统集合论无法精确分类的复杂问题。在经典集合中，元素的隶属度要么为“0”表示不属于，要么为“1”表示完全属于。例如，如图4所示，如果将用户停电比例80%作为大量用户停电的标准，

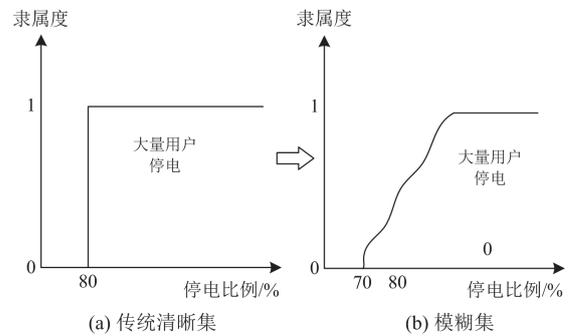


图4 传统清晰集与模糊集示例对比

Fig. 4 Comparison of traditional clear set and fuzzy set examples

那么当停电比例为 79.5%时, 其隶属度为“0”, 无法被归为大量用户停电; 而当停电比例达到80.5%时, 其隶属度为“1”, 完全符合大量用户停电的标准。模糊理论通过引入重叠区间来刻画不同模糊集之间的关系, 使得“大量用户停电”不再是绝对的“属于”或“不属于”概念, 而是可以通过“0”到“1”之间的隶属度区间进行刻画。

在配电网停电区域研判中, DBN 推理得到的概率在某些情况下可能存在较大的不确定性, 特别是当最大和次大率相差较小时, 结果的可信度较低。可以通过模糊理论修正推理结果, 避免仅依赖单一概率判断时的误差。

对于每条故障记录, DBN 会推理出每个区域的停电概率。采用如式(5)所示的最大概率差异法, 评估推理结果的不确定性。当最大概率  $P_{max}$  和次大率  $P_{second}$  之间的差异  $\Delta P$  小于设定阈值(本文取 0.25)时, 说明推理结果不够确定, 需引入模糊理论进行

修正, 以提高研判精度。

$$\Delta P = P_{max} - P_{second} \quad (5)$$

### 3 基于动态模糊贝叶斯网络的配电网停电区域研判方法

#### 3.1 动态模糊贝叶斯理论

传统的 BN 主要依赖明确的概率分布来描述事件间的因果关系和条件依赖。然而, 在实际的配电网中, 由于运行环境复杂、设备状态不确定以及外部因素的影响, 事件发生的概率往往表现出显著的模糊性和不确定性。为了应对此类问题, 动态模糊贝叶斯网络理论通过引入时序依赖关系、模糊集合和隶属度函数, 将不确定信息进行去模糊化, 从而实现模糊理论与 BN 的结合。这使得网络能够在模糊和不确定的条件下, 增强对事件发生概率的推理能力。其基本原理如图 5 所示。

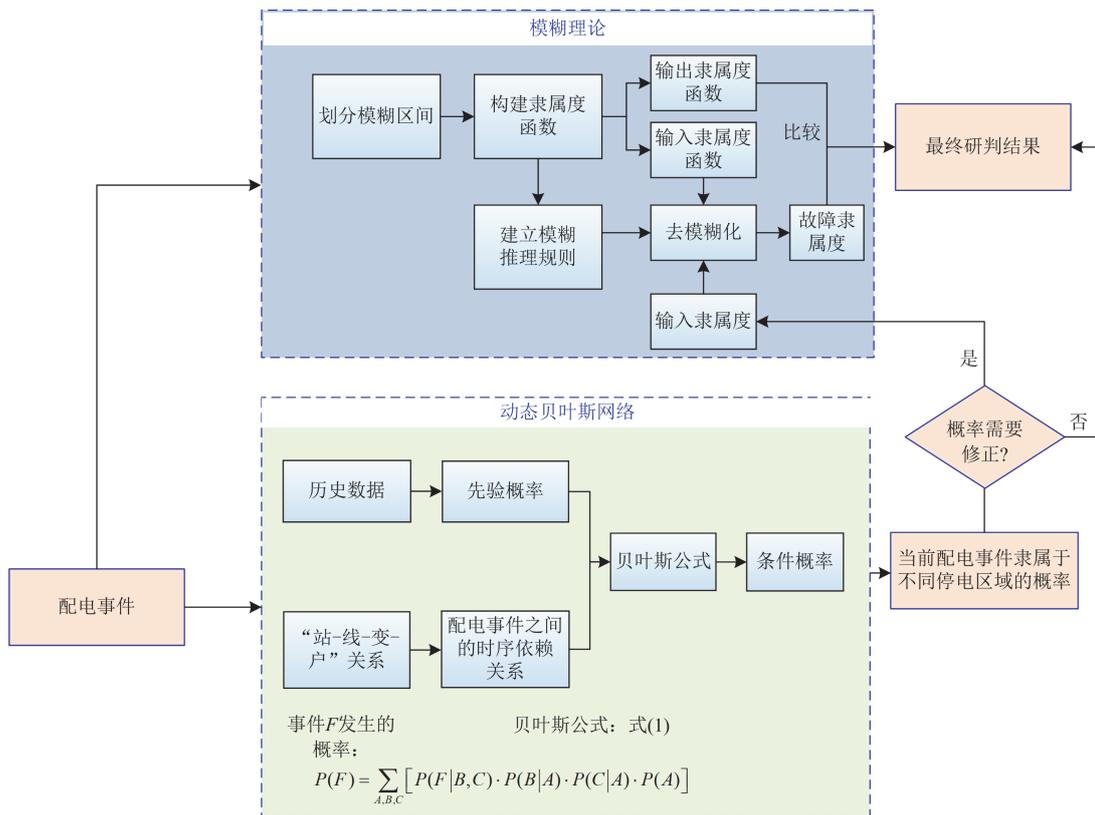


图5 动态模糊贝叶斯理论图

Fig. 5 Dynamic fuzzy Bayesian theory diagram

模糊理论通过对模糊信息的量化处理, 使系统在面对模糊输入时, 依然能够得出合理且有效的推断结果。此外, 模糊理论还可以以 BN 中计算出的概率为基础, 对研判结果进行调整。

#### 3.2 DBN 模型的初步构建

一条馈线上典型的中低压配电网结构如图 6 所示。图中包含中压线路、中压分支线开关、台区电源低压线路侧、低压用户侧、表箱以及线路上的数

据采集终端(data transfer unit, DTU)、馈线终端单元(feeder terminal unit, FTU)、智能电表等配电终端。

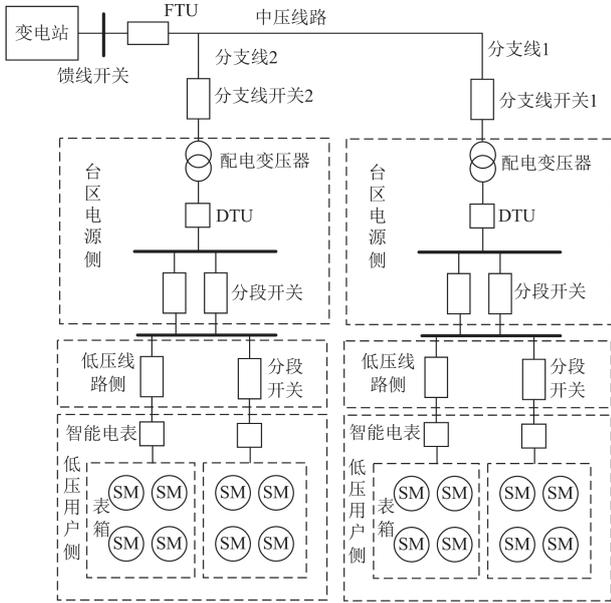


图6 中低压配电网典型结构

Fig. 6 Typical structure of low and medium voltage distribution network

当台区下的低压用户侧出现因配电网某处故障而导致的停电事件时, 用户所在位置的智能电表会自动采集该用户的停电信息。智能电表作为终端设备, 不仅能够实时监测用户的用电状态, 还可以将数据传输至集中器或数据采集终端。与此同时, 馈线终端单元和远程终端单元(remote terminal unit, RTU)等其他配电终端设备也会同时产生或收集到与此次停电事件相关的数据。然而, 由于配电网运行环境的复杂性, 数据采集过程中可能会存在漏报、误报等问题, 使得单一数据来源难以准确定位停电区域。因此, 需要通过整合多种数据源, 并结合大量历史数据进行深度分析, 从而提高停电区域研判的准确性和可靠性。

在此基础上, 构建如图7所示的动态贝叶斯网络, 该网络通过将配电网中的各种事件数据进行结合, 能够实现事件间的概率推理, 可以在某一事件发生时推理出其他相关事件的发生概率。

对于 DBN 中任一节点  $x_i$ , 该节点中含有  $m$  个配电事件, 假设已经获取所有与节点  $x_i$  相关节点的配电事件  $\varepsilon = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ , 那么节点  $x_i$  中的第  $k$  个配电事件  $e_k$  所发生的条件概率如式(6)所示。

$$P(x_i = e_k^t | P_{ar}(e_k^t)) = \prod_{t=1}^T P_B(x_i = e_k^t | P_{ar}(e_k^{t-1})) \quad (6)$$

式中:  $e_k^t$  为时间片  $t$  上节点  $x_i$  中的第  $k$  个配电事件。

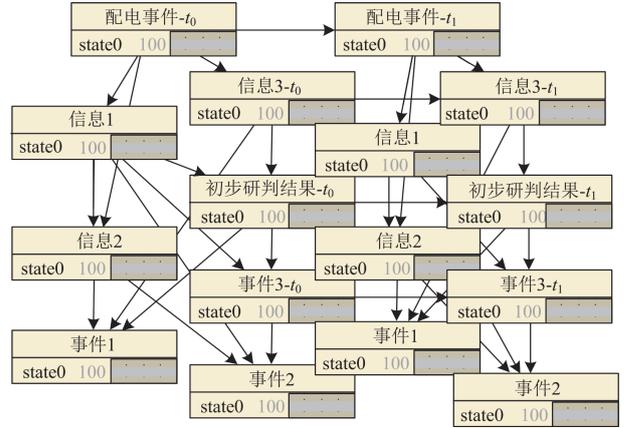


图7 DBN 结构图

Fig. 7 DBN structure

### 3.3 基于 DBN 的停电事件概率推理

当配电网中发生故障导致停电事件时, 一条停电事件链可以被表示为  $F(r) = \{t_i | x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,n}\}$ ,  $t_i$  表示节点  $x_i$  对应的停电记录,  $x_{i,n}$  表示  $x_i$  对应的第  $n$  个配电事件。该式的含义为线路上发生的停电事件  $F(r)$  是由于众多配电事件  $x_{i,n}$  的发生或不发生导致的。用贝叶斯公式可推理此时线路上发生停电事件  $F(r)$  对应的概率  $P(F_r)$ , 计算公式如式(7)所示的链式法则。

$$P(F_r) = P(x_1)P(x_2 | x_1) \dots P(x_i | x_1 x_2 \dots x_{i-1}) \quad (7)$$

对于含有  $T$  个时间片的网络, 事件链中的配电事件包括台区用户停电事件  $A$ 、停电类型初步研判  $B$ 、用户工单信息  $C$ 、低压支线终端事件  $D$ 、台区终端事件  $E$  和停电事件  $F$ 。其中停电事件  $\{F = l, l = 1, 2, 3, 4\}$  分别表示用户事件、表箱事件、低压支线事件、台区事件。在时间片  $T$  内, 由这些配电事件作用所引发的线路停电后验概率, 可以进一步通过式(8)进行表示。

$$P((F = l)^T | (A)^{1:T}, (B)^{1:T}, (C)^{1:T}, (D)^{1:T}, (E)^{1:T}, (F = l)^{T-1}) = \frac{P((F = l)^T, (A)^{1:T}, (B)^{1:T}, (C)^{1:T}, (D)^{1:T}, (E)^{1:T}, (F = l)^{T-1})}{\sum_{F^T} P((F = l)^T, (A)^{1:T}, (B)^{1:T}, (C)^{1:T}, (D)^{1:T}, (E)^{1:T}, (F = l)^{T-1})} \quad (8)$$

式中:  $P(F = l)^T$  表示在第  $T$  个时间片内, 线路中发生停电事件  $l$  的概率;  $(\cdot)^{1:T}$  表示某个特征因素所包含元素的集合在时间片 1 到  $T$  上的观测值。

当假设条件独立时, 式(4)所示的联合概率分布可被表示为式(9)。

$$P((F=I)^T, (A)^{1,T}, (B)^{1,T}, (C)^{1,T}, (D)^{1,T}, (E)^{1,T}, (F)^{1,T-1}) = \prod_t \left[ P(A^t | P_{ar}(A^t)) P(B^t | P_{ar}(B^t)) P(C^t | P_{ar}(C^t)) \cdot P(D^t | P_{ar}(D^t)) P(E^t | P_{ar}(E^t)) P((F=I)^t | P_{ar}((F=I)^t)) \right] \quad (9)$$

本节所构建的 BN 包括 6 个关键节点, 如表 1 所示: 台区用户停电比例、事件类型初步研判、用户工单信息、低压支线终端事件信息、台区终端停电信息与最终研判事件。DBN 可进一步表示为如图 8 所示。图 8 中, 网络以台区内用户停电事件作为分析基础, 并结合配电终端信息与数据之间的时序关系, 推理出其他节点的状态, 实现自下而上的对故障区域的综合研判, 解决停电区域的定位问题。

表 1 BN 节点信息表

Table 1 BN node information table

节点名称	所含事件
用户停电比例	A0(单户停电)、A1(少量用户停电)、A2(中量用户停电)、A3(大量用户停电)
停电区域初步研判	B0(用户停电)、B1(表箱停电)、B2(低压支线停电)、B3(台区停电)
用户工单信息	C0(无工单)、C1(有工单)、C2(工单漏报)
低压支线终端停电信息	D0(有信息)、D1(无信息)、D2(信息漏报)
台区终端停电信息	E0(有信息)、E1(无信息)、E2(信息漏报)
停电区域最终研判	F0(用户停电)、F1(表箱停电)、F2(低压支线停电)、F3(台区停电)

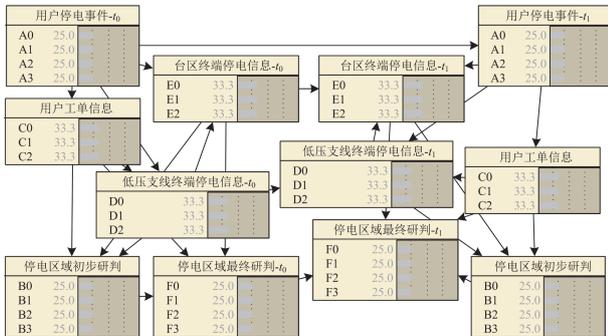


图 8 停电区域研判 DBN

Fig. 8 DBN for blackout area judgment

#### 4 基于动态模糊贝叶斯网络的配电网停电区域研判流程

综合以上分析, 本文所提出的面向低压用户的配电网停电区域研判方法的流程如图 9 所示, 具体实施步骤如下。

1) 整合配电网“站-线-变-户”各侧的故障数据, 进行数据清洗与集成, 构建包含故障信息的完整数据集, 并划分为训练集和测试集。

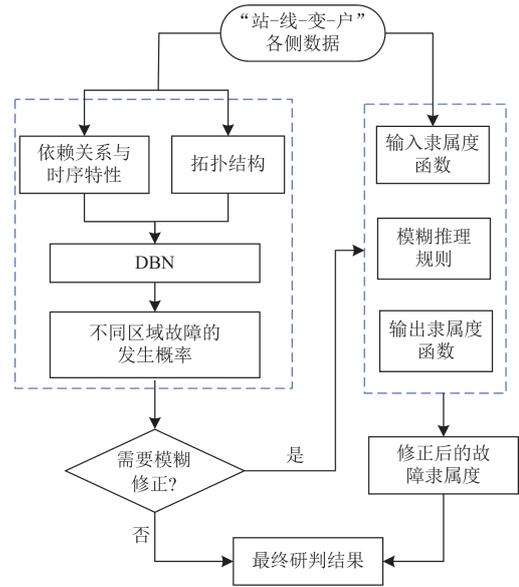


图 9 配电网停电区域研判流程图

Fig. 9 Flow chart of distribution network blackout area judgment

2) 分析故障数据之间的依赖关系及时序特性, 构建 DBN。通过极大似然估计法学习 DBN 的节点参数, 并根据式(9)计算测试集中不同区域故障的发生概率。

3) 基于步骤 1)构建的故障数据集, 利用模糊聚类算法确定输入隶属度函数的区间, 并结合专家经验制定模糊推理规则。

4) 根据步骤 2)中推理得到的各区域发生停电事件的概率, 构建输出隶属度函数。

5) 判断步骤 2)中计算得到的各区域停电概率是否需要修正, 如果需要修正, 将停电概率输入至模糊推理系统, 并通过去模糊化过程获得去模糊化值。将该值映射到输出隶属度函数的区间, 并根据其所在的区间确定修正后的概率对应的状态, 从而实现停电区域结果的调整与优化。

6) 将测试集所得出的结果与实际记录的数据进行对比, 分别评估模型在信息完全条件下与信息不完全条件下停电区域研判中的性能, 验证其准确性与有效性。

#### 5 案例分析

本节基于中国南方某省内一条 10 kV 馈线下 50 个配电台区的相关故障信息, 对所提方法进行验证。数据内容包括每条中低压主线下多个台区的实际用户数量、故障发生时各台区的停电用户数量、由各配电终端采集的相关运行状态信息以及工单信息。其中 DBN 的时间尺度设定为 15 min。

5.1 模糊推理系统的构建

5.1.1 输入隶属度函数构建

将用户停电事件、表箱停电事件、支线停电事件和台区停电事件的发生概率作为输入变量，每个事件的发生概率可量化为4个可能性等级，分别为偶发(U)、常见(V)、频繁(W)和高发(Z)。然而，这些可能性等级之间并不存在明确的数值区分，若通过人为设定区间，可能会引入较大的主观性，从而降低对故障区域研判的客观性和准确性。为此，本节通过模糊C均值(fuzzy C-means, FCM)聚类算法<sup>[25-26]</sup>，将基于BN推理得到的故障数据在不同故障区域的隶属度概率进行模糊聚类，以确定每个事件发生的可能性对应的区间。

由于计算得到的概率是不连续的，所以聚类得到的聚类区间是有间断的。如果以此时得到的聚类区间为依据，构建输入隶属度函数时会出现当前事件不属于任何一个输入事件的情况。因此在求解聚类区间时要考虑聚类区间的连续性，本文对FCM算法进行调整，使其聚类结果中的聚类区间具有连续性，以台区停电事件为例，结果如表2所示。

表2 调整前后的聚类区间与聚类中心

Table 2 Cluster intervals and cluster centers before and after adjustment

台区停电事件	偶发	常见	频繁	高发
调整之前 聚类区间	(0.16,0.18)	(0.22,0.26)	(0.28,0.3)	(0.42,0.45)
调整之后 聚类区间	(0,0.2)	(0.18,0.27)	(0.25,0.3)	(0.28,1)
聚类中心	0	0.25	0.29	0.41

在构建隶属度函数区间时，对基于聚类得到的区间进行适当的调整，考虑到隶属度函数的重叠特性，创建如图10所示的三角形输入隶属度函数，4组三角形区域分别对应偶发、常见、频繁和高发4个区间，输入隶属度函数区间如表3所示。

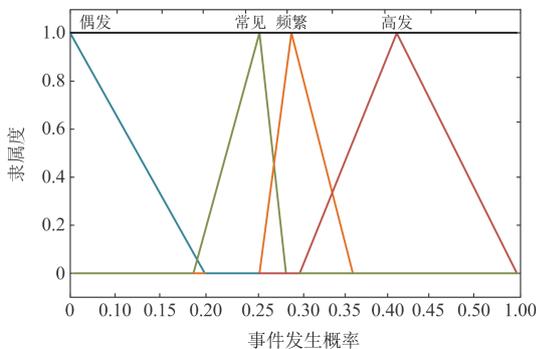


图10 输入隶属度函数

Fig. 10 Input membership function

表3 输入隶属度函数区间

Table 3 Input membership function intervals

台区停电事件	偶发	常见	频繁	高发
隶属度函数 区间	(0,0.21)	(0.18,0.27)	(0.25,0.36)	(0.3,1)

5.1.2 模糊推理规则的设计

在使用单层模糊推理系统处理包含4个模糊集的5个特征时，需要 $4^5 = 1024$ 条模糊规则，使用分层模糊推理系统时只需要考虑3层模糊推理结构，每层16条模糊规则，共 $3 \times 16 = 48$ 条模糊规则，使用分层模糊系统比使用单层模糊推理系统所需要的模糊规则要少很多。因此，在本节中采用分层模糊推理系统(hierarchical fuzzy inference system, HFIS)求解故障隶属度，分层模糊推理的结构如图11所示。

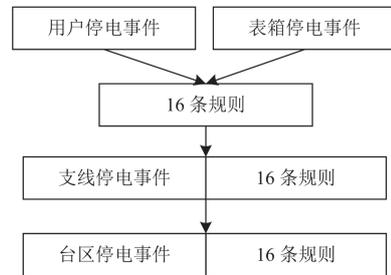


图11 分层模糊推理结构

Fig. 11 Hierarchical fuzzy inference structure

不同停电事件所引发的后果不同，其影响程度从台区停电事件逐渐递减至用户停电事件。因此，当停电范围扩大时，须给予更高的重视，并为相应事件分配更高的相对权重。为此，将输出隶属度函数划分为低(L)、中(M)、高(H)和极高(E)4个等级，分别赋予模糊权重0.1、0.3、0.6和1。例如，台区停电事件通常伴随着大规模用户停电，因此其对应的风险等级为极高。构建的模糊规则如表4所示。表4中不同特征之间的模糊规则与图9中第一层模糊推理系统生成的规则相对应，该层输出的是风险等级。而其他层的模糊推理系统则根据风险等级与特征之间的关系生成相应的模糊规则。模糊规则的三维曲线如图12所示。

5.1.3 输出隶属度函数构建

通过对数据的统计得到用户停电、表箱停电、支线停电、台区停电4个事件在总数据集中的占比，再考虑实际的重合情况构建如图13所示的梯形输出隶属度函数，用户停电事件对应着低(L)风险状态，而台区停电事件对应着极高低(E)风险状态，隶属度函数区间如表5所示。

表 4 模糊推理规则

Table 4 Fuzzy inference rules

特征&&特征	输出	权重	特征&&等级	输出	权重
U&&U	L	0.1	U&&L	L	0.1
U&&V	L	0.1	U&&M	L	0.1
U&&W	M	0.3	U&&H	M	0.3
U&&Z	H	0.6	U&&E	H	0.6
V&&U	L	0.1	V&&L	L	0.1
V&&V	M	0.3	V&&M	M	0.3
V&&W	M	0.3	V&&H	M	0.3
V&&Z	H	0.5	V&&E	H	0.5
W&&U	M	0.3	W&&L	M	0.3
W&&V	M	0.3	W&&M	M	0.3
W&&W	H	0.6	W&&H	H	0.6
W&&Z	E	1.0	W&&E	E	1.0
Z&&U	H	0.6	Z&&L	H	0.6
Z&&V	H	0.6	Z&&M	H	0.6
Z&&W	E	1.0	Z&&H	E	1.0
Z&&Z	E	1.0	Z&&E	E	1.0

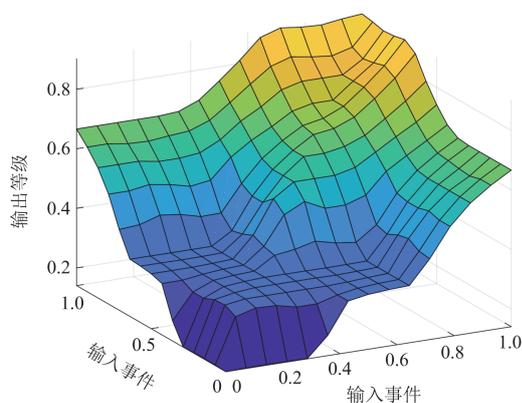


图 12 模糊规则三维曲线图

Fig. 12 Fuzzy rule 3D graph

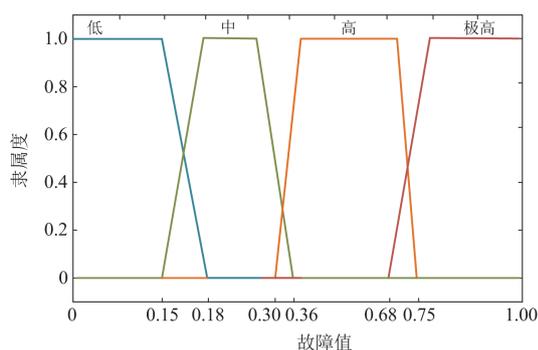


图 13 输出隶属度函数

Fig. 13 Output membership function

表 5 输出隶属度函数区间

Table 5 Interval of output membership function

输入事件	用户停电	表箱停电	支线停电	台区停电
隶属度函数	(0, 0.18)	(0.15, 0.36)	(0.3, 0.75)	(0.68, 1)
区间				

当需要修正的概率输入到模糊推理系统中时, 系统会通过推理得到多个模糊输出结果, 并对这些模糊输出结果进行累加, 得到最终的修正概率。

## 5.2 研判模型验证结果

### 5.2.1 信息完全条件下模型性能分析

为了验证本文提出的停电区域研判模型在信息完全条件下的性能, 按照 8:2 的比例划分训练集与测试集, 分别用传统 BN、DBN 以及本文方法对同一组数据进行测试。本文采用接受者操作特性曲线(receiver operating characteristic, ROC)对所构建模型的研判性能进行评估, 同时采用 ROC 曲线下面积(area under the ROC, AUROC)作为更直观的评价指标, AUROC 的值越大代表模型性能越好。对比过程中, 除了 ROC 曲线外, 还引入了标准误差(standard error, SE)、置信区间(confidence interval, CI)以及准确率 3 个关键指标<sup>[27]</sup>, 以全面评价模型的性能, 结果如图 14 和表 6 所示。

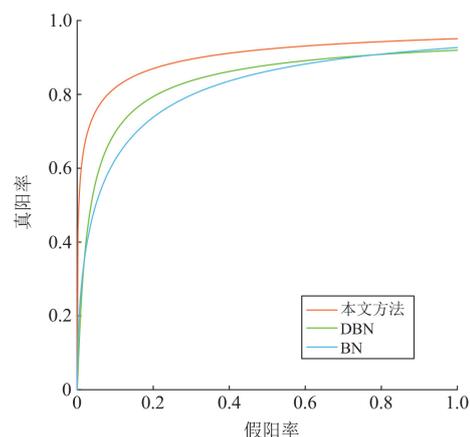


图 14 信息完全条件下的验证曲线

Fig. 14 Verification curve under the condition of complete information

表 6 信息完全条件下评价指标对比数据

Table 6 Comparative data of evaluation indicators under the condition of complete information

评价指标	BN	DBN	本文方法
AUROC	0.809	0.832	0.895
SE	0.0228	0.0182	0.0146
CI	0.765~0.855	0.796~0.867	0.866~0.923
准确率/%	78.88	81.54	88.61

由图 14 可知, 相比于直接使用 BN、DBN 方法, 本文方法的 ROC 曲线覆盖面积更大, 即 AUROC 的值更大, 表明所提模型性能更好。由表 6 可知, 相比于直接使用 BN 方法, 本文方法在 AUROC、SE 和 CI 上分别提升了 10.63%、35.96%、7.95%; 相比于 DBN 方法, 本文方法在 AUROC、SE 和 CI

上分别提升了 7.57%、19.78%、6.46%。在准确率上，本文方法相比于 BN 和 DBN 分别提升了 10.7%和 5.9%。综上所述，本文所提方法在配电网停电区域的研判中表现出优于传统方案的效果，提升了停电区域研判的准确性与可靠性。

### 5.2.2 信息不完全条件下模型性能分析

缺失数据的类型和缺失比例直接影响研判的准确性。用户停电事件作为 DBN 中的父节点，如果该节点数据缺失，会直接影响到停电区域的核心推理。而对于其他输入数据，虽然缺失也会影响推理的精度，但其影响相对较小。

为了验证本文所提停电区域研判模型在信息不完全条件下的表现，设计了分组试验。首先，使用完整的训练集数据训练 DBN 模型。然后，从完整的测试集数据中随机选择 10%的数据进行缺失处理。例如，随机删除线路侧终端数据中的一个。以此模拟实际应用中的数据缺失情况，从而评估模型在信息不完全条件下的研判能力。实验设计分为 4 组：完整信息、10%信息缺失、20%信息缺失以及 30%信息缺失。结果如图 15 和表 7 所示。

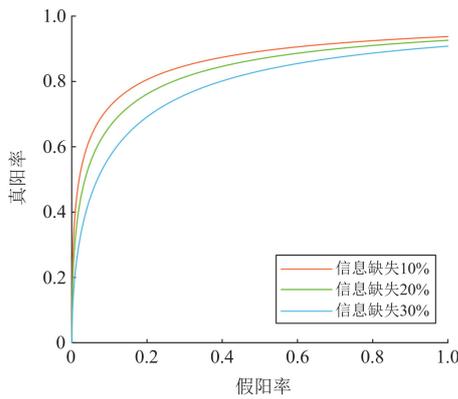


图 15 信息不完全条件下的验证曲线

Fig. 15 Verification curve under the condition of incomplete information

表 7 信息不完全条件下评价指标对比数据

Table 7 Comparative data of evaluation indicators under the condition of incomplete information

评价指标	信息缺失 10%	信息缺失 20%	信息缺失 30%
AUROC	0.853	0.823	0.776
SE	0.0298	0.0407	0.0421
CI	0.794~0.911	0.743~0.902	0.694~0.859
准确率/%	83.59	80.24	75.27

由图 15 和表 7 可知，当信息缺失程度分别为 10%和 20%时，本文方法的研判准确率分别达到 83.59%和 80.24%。在实际应用中，信息缺失程度通

常不会超过 20%，这表明本文提出的方法在信息不完全的情况下仍能保持较高的研判准确性，具有较好的实用性和稳定性。

## 6 结论

针对配电网中因故障信息不完全导致的研判偏差问题，本文提出了一种面向低压用户的配电网停电区域研判方法。与传统矩阵算法仅能定位故障馈线、无法进一步识别故障原因不同，本方法结合多源数据、配电网的拓扑结构以及数据的时序特性，能够精确将停电区域定位到台区电源侧、低压线路侧、表箱侧、低压用户侧 4 个区域，提升了停电区域研判的准确性。具体结论如下。

1) 本文构建了基于动态模糊贝叶斯网络的停电区域研判模型，将用户停电事件与配电网各区域之间的因果关系纳入分析，融合用户侧和线路侧的配电数据，有效解决了在信息不完全条件下的停电区域研判问题，减少了对数据完整性的依赖。

2) 通过结合模糊理论和实际故障数据，本文设计了隶属度函数和推理规则，通过评估推理得出的概率是否需要修正，将需要修正的概率作为输入进行模糊化处理，再通过去模糊化得到去模糊化值，最终实现对停电区域概率的修正，提高了停电区域研判的精度。

3) 通过对我国南方某省配电网的实际数据进行案例分析，仿真结果表明，本文所提出的方法在故障信息不完全条件下，也能对停电区域研判有较高的准确率，同时优于传统方法。该方法能够为运维人员提供及时维护与检修的决策依据，具有较强的实用性。

### 参考文献

[1] 巨云涛, 周伟鹏, 于宗民. 考虑移动储能车提升系统供电可靠性的配电网规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(17): 128-138.  
 JU Yuntao, ZHOU Weipeng, YU Zongmin. A distribution network planning approach considering mobile energy storage vehicles to enhance system power supply reliability[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(17): 128-138.

[2] 黄进, 王虎, 黄辰昊, 等. 考虑通道因素的含分布式电源配电网双层协调规划[J]. 电测与仪表, 2024, 61(2): 138-143, 203.  
 HUANG Jin, WANG Hu, HUANG Chenhao, et al. Bi-level coordinated planning of distribution network with distributed generation considering channel factor[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(2):

- 138-143, 203.
- [3] 吉兴全, 连承宇, 张玉敏, 等. 基于智能软开关的三相不平衡配电网动态重构策略[J]. 智慧电力, 2023, 51(5): 111-118.  
JI Xingquan, LIAN Chengyu, ZHANG Yumin, et al. Dynamic reconfiguration of three-phase unbalanced distribution networks based on SOP[J]. Smart Power, 2023, 51(5): 111-118.
- [4] 刘岑岑, 夏天, 李艳, 等. 基于显式可靠性指标的配电网多阶段扩展规划方法[J]. 中国电力, 2023, 56(9): 87-95.  
LIU Cencen, XIA Tian, LI Yan, et al. A multi-stage expansion planning method for distribution networks based on explicit reliability index[J]. Electric Power, 2023, 56(9): 87-95.
- [5] 许守东, 王建, 李铭益, 等. 极端气象灾害下考虑 MESS 主动调控的配电网故障恢复策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 45-57.  
XU Shoudong, WANG Jian, LI Mingyi, et al. Distribution network fault recovery strategy considering active control of an MESS in extreme weather[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 45-57.
- [6] 赵晶晶, 马闻鹤, 宋扬洋, 等. 考虑灾后交通道路流量的新型配电网抢修及供电恢复策略[J/OL]. 南方电网技术: 1-12[2024-11-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240702.1315.002.html>  
ZHAO Jingjing, MA Wenhe, SONG Yangyang, et al. New distribution network emergency repair and service restoration strategy considering post-disaster traffic flow [J/OL]. Southern Power System Technology: 1-12[2024-11-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20240702.1315.002.html>
- [7] 郑涛, 沈文韬, 吕文轩, 等. 基于智能软开关的柔性互联配电网相间短路故障定位方法[J]. 电网技术, 2024, 48(12): 5118-5128.  
ZHENG Tao, SHEN Wentao, LÜ Wenxuan, et al. Fault location method for phase-to-phase short circuit in flexible interconnected distribution network based on SOP[J]. Power System Technology, 2024, 48(12): 5118-5128.
- [8] 张炜祺, 王连辉, 薛永端, 等. 基于柔性调控零序电压的不平衡配电网故障检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(11): 159-169.  
ZHANG Weiqi, WANG Lianhui, XUE Yongduan, et al. Fault detection method for unbalanced distribution networks based on flexible regulation of zero-sequence voltage[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(11): 159-169.
- [9] 李泽文, 张一鸣, 夏翊翔, 等. 基于动态虚拟故障行波定位原理的配电网故障定位装置优化配置[J/OL]. 电力系统及其自动化学报: 1-10[2024-11-13]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001456>.  
LI Zewen, ZHANG Yiming, XIA Yixiang, et al. Optimal configuration of distribution network fault localization devices based on principle of dynamic virtual travelling wave-based fault localization[J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSA: 1-10[2024-11-13]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001456>.
- [10] 程辰, 王伟, 宋光明, 等. 基于行波理论的城市配电网故障快速定位方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3): 43-47.  
CHENG Chen, WANG Wei, SONG Guangming, et al. Fast fault location method of urban distribution network based on traveling wave theory[J]. Control Theory and Applications, 2024, 43(3): 43-47.
- [11] 黎观锋, 梁志坚, 杨武. 基于改进二进制蛇优化算法的配电网故障定位[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(18): 7710-7718.  
LI Guanfeng, LIANG Zhijian, YANG Wu. Method of distribution network fault location based on improved binary snake optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(18): 7710-7718.
- [12] 邱日强, 王巍璋, 彭飞, 等. 基于水循环算法的配电网故障区段定位方法[J]. 水电能源科学, 2024, 42(5): 197-201.  
QIU Riqiang, WANG Weizhang, PENG Fei, et al. Fault section location approach of distribution networks based on water cycle algorithm[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(5): 197-201.
- [13] 吴艺, 文中, 冯铃, 等. 基于 ICOA-IEM 算法的含分布式电源配电网分区故障定位[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(4): 64-73.  
WU Yi, WEN Zhong, FENG Ling, et al. Fault location of a distribution network hierarchical model with a distribution generator based on ICOA-IEM[J]. Journal of Guangxi Normal University: Natural Science Edition, 2024, 42(4): 64-73.
- [14] 杨睿, 高红均, 李海波, 等. 基于稀疏表示的配电网故障区段定位研究[J]. 智慧电力, 2021, 49(10): 8-15, 96.  
YANG Rui, GAO Hongjun, LI Haibo, et al. Fault section location in distribution network based on sparse representation[J]. Smart Power, 2021, 49(10): 8-15, 96.
- [15] 季亮, 殷佳明, 姜恩宇, 等. 基于混合量测状态估计的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 58-68.  
JI Liang, YIN Jiaming, JIANG Enyu, et al. A fault location method based on hybrid measurement state estimation for a distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 58-68.
- [16] 王彩强, 张青, 李晨, 等. 含有限 PMU 的配电网故障

- 区域在线辨识算法[J]. 南方电网技术, 2024, 18(12): 42-50.
- WANG Caiqiang, ZHANG Qing, LI Chen, et al. Fault section on-line identification algorithm with limited PMU for distribution network[J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(12): 42-50.
- [17] 梁栋, 赵月梓, 贺国润, 等. 基于图半监督与多任务学习的配电网故障区段与类型统一辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 25-32.
- LIANG Dong, ZHAO Yuezi, HE Guorun, et al. Unified identification of fault section and type for distribution networks based on graph semi-supervised and multi-task learning[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 25-32.
- [18] 黄南天, 程铎, 蔡国伟. 基于改进时空图神经网络的高渗透率有源配电网故障定位[J/OL]. 电力系统自动化: 1-12[2024-11-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240829.1000.002.html>
- HUANG Nantian, CHENG Duo, CAI Guowei. Fault location for active distribution network with high penetration rate based on improved spatio-temporal graph neural network[J/OL]. Automation of Electric Power Systems: 1-12[2024-11-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240829.1000.002.html>
- [19] 李振钊, 王增平, 张玉玺, 等. 基于升维线性规划的主动配电网故障区段定位方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 122-132.
- LI Zhenzhao, WANG Zengping, ZHANG Yuxi, et al. Fault section location method for active distribution network based on linear programming with ascending dimension[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(24): 122-132.
- [20] 梁英达, 田书, 刘明杭. 基于相量校正的多源配电网故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(1): 33-42.
- LIANG Yingda, TIAN Shu, LIU Minghang. Fault section location of multi-source distribution network based on phasor correction[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(1): 33-42.
- [21] 王鹤, 韦搏, 李石强, 等. 基于贝叶斯网络信息融合的直流配电网故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(5): 61-72.
- WANG He, WEI Bo, LI Shiqiang, et al. Fault diagnosis of a DC distribution network based on Bayesian network information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(5): 61-72.
- [22] 马景岳, 胡健, 齐晓妹, 等. 基于改进贝叶斯算法的主动配电网状态估计[J]. 现代电子技术, 2022, 45(7): 117-121.
- MA Jingyue, HU Jian, QI Xiaomei, et al. Active distribution network state estimation based on improved Bayes algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(7): 117-121.
- [23] 李瑞, 鲜于建川. 基于模糊理论的多判据融合配电网故障选线研究[J]. 上海电机学院学报, 2023, 26(6): 337-343.
- LI Rui, XIANYU Jianchuan. Research of fault line selection in distribution network based on multi-criteria fusion of fuzzy theory[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2023, 26(6): 337-343.
- [24] 陈池瑶, 苗世洪, 殷浩然, 等. 基于注意力机制-卷积神经网络的配电网单相接地故障选线方法[J]. 电力建设, 2023, 44(4): 82-93.
- CHEN Chiyao, MIAO Shihong, YIN Haoran, et al. Single-phase grounding-fault line selection method based on attention mechanism-convolution neural network for distribution network[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(4): 82-93.
- [25] 黄悦华, 涂金童, 陈庆, 等. 基于场景模糊聚类和多主体演化博弈的主动配电网协同规划[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 1-16[2024-11-13]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001537>.
- HUANG Yuehua, TU Jintong, CHEN Qing, et al. Active distribution network collaborative planning based on scene fuzzy clustering and multi agent evolutionary game[J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSC: 1-16[2024-11-13]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001537>.
- [26] 吴佳庆, 顾洁, 金之俭, 等. 基于长短期记忆网络和模糊 C 均值聚类的配电网故障预警方法研究[J]. 供用电, 2023, 40(10): 63-72.
- WU Jiaqing, GU Jie, JIN Zhijian, et al. Research on distribution network fault warning method based on long short-term memory network and fuzzy C-means clustering[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(10): 63-72.
- [27] 胡正伟, 王志红, 畅瑞鑫, 等. 基于 BP-Adaboost 神经网络的非侵入式电机工作状态识别方法[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(10): 13-23.
- HU Zhengwei, WANG Zhihong, CHANG Ruixin, et al. Working state identification method of non-intrusive motor based on BP-Adaboost neural network[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(10): 13-23.

收稿日期: 2024-10-22; 修回日期: 2024-12-31

作者简介:

陈春(1987—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为配电网故障特性分析与自愈控制、配电网大数据分析与运行控制。E-mail: chch3266@126.com

(编辑 周金梅)