

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.221918

# 基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法

蔡田田<sup>1</sup>, 姚浩<sup>1</sup>, 杨英杰<sup>1</sup>, 张子麒<sup>2</sup>, 冀浩然<sup>2</sup>, 李鹏<sup>2</sup>

(1. 南方电网数字电网研究院有限公司, 广东 广州 510700; 2. 智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津 300072)

**摘要:** 分布式电源高渗透率接入对配电网故障自愈能力提出了更高的要求。基于模型的供电恢复方法利用精准的网络参数构建优化模型, 可以实现供电恢复策略的准确制定。但在配电网实际运行中, 精准的配电网参数往往难以获取, 导致基于模型的供电恢复方法应用受限。云-边协同运行模式可作为配电网快速供电恢复的一种实现方案。提出一种基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法。首先, 在云端基于图卷积神经网络建立配电网快速供电恢复智能决策模型, 包括网络重构模块和潮流模拟模块。当故障发生后, 云端利用网络重构模块, 快速制定网络重构策略, 经过破圈法/避圈法校验后下发至配电网边缘侧的边缘计算装置。边缘侧根据云端的网络重构策略利用潮流模拟模块就地制定负荷恢复策略, 实现系统的快速供电恢复。最后, 依托改进的 IEEE33 节点配电网算例对所提模型进行分析, 验证了所提方法可有效提升配电网的供电恢复能力。

**关键词:** 配电网; 云-边协同; 供电恢复; 分布式电源; 图卷积神经网络

## Cloud-edge collaboration-based supply restoration intelligent decision-making method

CAI Tiantian<sup>1</sup>, YAO Hao<sup>1</sup>, YANG Yingjie<sup>1</sup>, ZHANG Ziqi<sup>2</sup>, JI Haoran<sup>2</sup>, LI Peng<sup>2</sup>

(1. Digital Grid Research Institute, China Southern Power Grid, Guangzhou 510700, China; 2. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education (Tianjin University), Tianjin 300072, China)

**Abstract:** The high-penetration integration of distributed generators (DGs) makes higher demands on the self-healing ability of a distribution network. The model-based supply restoration methods build the optimization model with accurate network parameters, which can realize the accurate formulation of restoration strategies. However, the accurate network parameters are often difficult to acquire in practical operation, which may limit the application of the model-based methods. The cloud-edge collaboration control mode can be used as an implementation scheme for fast supply restoration. A fast supply restoration intelligent decision-making method for distribution network based on cloud-edge collaboration is proposed. First, an intelligent decision-making model is established based on a graph convolutional neural network (GCN) on the cloud, containing network reconstruction and power flow simulation modules. When a failure occurs, the network reconstruction module is used to customize the reconstruction strategy on the cloud. After correction by loop-breaking/loop-avoiding method, the reconstruction strategy will be sent to the edge calculation device of distribution network edge side. With the power flow simulation module, the supply recovery strategy can be determined rapidly at the edge side to realize a fast supply restoration. Finally, the proposed strategy is analyzed using the modified IEEE 33-node system. The results show that the proposed method can effectively improve the supply restoration ability of a distribution network.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFB0906000 and No. 2020YFB0906002).

**Key words:** distribution network; cloud-edge collaboration; supply restoration; distributed generators (DGs); graph convolutional neural networks (GCN)

## 0 引言

配电网中设备种类繁多、控制策略复杂<sup>[1]</sup>, 尤

其是当分布式电源(distributed generators, DGs)高渗透率接入后, 配电网的运行特性发生巨大变化<sup>[2]</sup>, 对配电网故障自愈能力提出了更高的要求<sup>[3]</sup>。分布式电源的间歇性<sup>[4]</sup>和不确定性强<sup>[5]</sup>, 使配电网运行波动性剧增, 潮流流向更加多变, 对配电网的经济安全运行造成了严重冲击<sup>[6]</sup>, 并导致配电网的优化

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2020YFB0906000, 2020YFB0906002)

与控制方式变得更加复杂。统计数据显示, 80%以上的停电由配电层的故障引起<sup>[7]</sup>, 而配电网的供电恢复作为故障自愈的最后一环, 对提升供电可靠性起着至关重要的作用<sup>[8]</sup>。

目前, 国内外围绕高比例分布式电源接入下配电网供电恢复方法已经开展了广泛的研究。当配电网中发生故障后, 先进行故障识别、定位和隔离, 并采用孤岛划分和网络重构的方法进行故障自愈控制<sup>[9]</sup>。基于准确配电网络参数集中式供电恢复方法可以实现供电恢复策略的准确制定。文献[10]利用集中式框架构建配电网孤岛划分模型, 利用区间变量建模分布式电源的不确定性出力和负荷的不确定性波动, 通过制定分布式光伏发电孤岛策略有效保证重要负荷的供电。文献[11]提出一种基于集中式控制框架的鲁棒优化模型, 并基于可控分布式电源与柔性软开关形成计划孤岛实现配电网供电恢复。文献[12]提出一种配电网集中式供电恢复方法, 利用智能软开关对配电网故障失电区域提供电压支撑, 有效提高了配电系统的供电可靠性。文献[13]建立了一个基于免疫机制的智能配电网故障恢复模型, 实现分布式电源大量接入下配电网的快速自愈控制。文献[14]针对严重故障情况下配电网供电能力不足的问题, 提出一种考虑精准负荷控制的供电恢复方法, 进一步减少故障后的停供负荷数量。文献[15]提出一种考虑鲁棒负荷恢复控制的网络重构策略方法, 利用典型场景刻画系统中分布式电源的不确定性波动, 实现对失电区负荷的持续供电。文献[16]综合考虑可控负荷、重要负荷与新能源占比, 提出计及可控负荷参与的主动配网动态恢复供电策略, 实现灵活的供电孤岛划分和拓展。

集中式供电恢复方法通过统一调配可控资源, 实现系统的全局最优, 但通信负担重, 计算压力大。为了降低通信数据量, 分布式控制方式利用对配电网的合理分区、准确配电网络参数以及相邻区域间边界信息的交互, 实现供电恢复策略的协同制定。文献[17]充分考虑配电系统安全、储能系统运行等约束条件, 提出一种分布式储能集群电压控制策略, 基于集群经济调压模型确定各集群储能最优时序出力。文献[18]基于电网多智能体构建分布式配电网故障自愈框架, 有效简化配电网供电恢复模型, 降低了制定故障自愈策略的计算量。文献[19]提出了一种基于分布式多代理系统的配电网故障自愈恢复方法, 基于通信与协作共同完成配电网供电恢复任务。文献[20]提出一种基于分布式智能的配电网自愈控制方法, 基于相邻交换机间的信息交互实现去中心化的供电恢复, 有效提升配电网的供电可靠性。

文献[21]提出一种基于智能配电终端的分散式供电恢复方法, 基于戴维南等值实现模型逐步简化, 解决集中式方法信息交互范围大、计算量大等问题。但在分布式供电恢复方法中区域控制器之间仍需要多次迭代过程才能确定最终的优化方案。

先进数字技术在各领域取得的突破性进展, 给配电系统提供了新的发展契机, 为解决高比例分布式电源接入下的配电系统运行控制问题提供了新的思路<sup>[22-23]</sup>。边缘计算技术以及在此基础上实现的云-边协同运行模式, 与高比例分布式电源接入下配电网运行控制架构有着极高的契合度, 可作为配电网快速供电恢复的一种实现方案。云-边协同控制<sup>[24]</sup>延续了“分层+分区”的运行控制思想, 云端整合全网信息, 综合研判系统运行状态, 制定全局网络重构策略; 边缘侧基于云端调控指令灵活调整, 结合就地信息进行自主决策负荷切除策略, 有效避免了海量信息向配网主站汇集带来的信息传输压力、集中求解全局优化问题面临的计算压力以及复杂调控问题的求解难度和效率等问题, 同时拥有可以媲美集中式方法的优化效果。

本文主要针对网络参数不可知或不准确情况下含不可控分布式电源配电网的供电恢复问题, 提出一种基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法, 将故障状态下的供电恢复问题向边缘侧转移, 实现边缘侧自主决策, 提升供电恢复策略的制定速度。首先, 在云端基于图卷积神经网络建立配电网快速供电恢复智能决策模型, 模型包含网络重构模块和潮流模拟模块, 网络重构模块用于实现云端故障状态下网络重构策略的快速制定, 潮流模拟模块将下发至配电网各边缘侧区域; 边缘侧区域考虑本地安全约束, 利用云端下发的潮流模拟模块, 快速构建负荷切除策略, 从而实现配电网网络参数缺失情况下供电恢复策略的快速制定。

## 1 云-边协同下配电网供电恢复架构

在配电网中, 根据输出功率是否可调, 分布式电源分为可控分布式电源与不可控分布式电源两类。其中, 可控分布式电源(如微型燃气轮机等)能够在电网故障后作为电压频率支撑节点从而支持部分电网的孤岛运行; 而不可控分布式电源(如光伏、风机等)出力特性主要受到外界条件的影响, 可以在供电恢复过程中提供一定的功率支持, 从而改善负荷的恢复效果。本文主要考虑以光伏、风机为主的不可控分布式电源接入配电网, 利用历史数据中蕴藏的分布式电源出力波动及故障后的出力预测信息, 对快速供电恢复智能决策模型进行训练和实时

决策,实现配电网供电恢复策略的快速高效制定。基于云-边协同的配电网供电恢复架构如图1所示,并可概括为如下步骤。

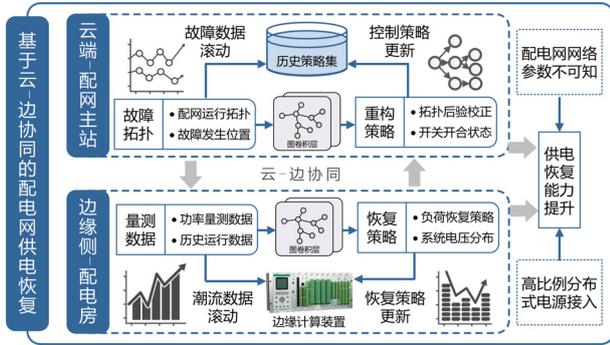


图1 基于云-边协同的配电网供电恢复方法示意图

Fig. 1 Schematic of supply restoration method based on cloud-edge collaboration

### 1) 云端——模型训练与网络重构

在日前,利用云端充足的计算资源构建基于图卷积神经网络的配电网快速供电恢复智能决策模型,模型包含网络重构模块和潮流模拟模块;利用云端存储的配电网供电恢复历史策略集构建智能决策模型的训练集并对模型进行训练,训练完成后的网络重构模块可以针对给定的配电网故障拓扑快速制定相应的故障网络重构策略;训练完成后潮流模拟模块将下发至配电网各边缘侧区域,支撑边缘侧负荷恢复策略的快速构建。

当故障发生时,云端基于故障位置和功率量测数据,利用网络重构模块快速制定配电网故障网络重构策略,进一步利用破圈法/避圈法进行后验校正,校验网络重构策略的可行性。

### 2) 边缘侧——负荷快速恢复策略制定

配电网边缘侧计算能力有限,但可实现对控制信号的快速下发与响应。因此,当故障发生时,配电网边缘侧的边缘计算装置利用潮流模拟模块和云端下发的网络重构拓扑就地估计本地电压分布,基于配电网安全运行约束判断各节点负荷恢复后系统的电压情况,从而实现对负荷恢复策略的就地制定,实现边缘侧供电恢复策略的自主快速决策。

综上,基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法通过对历史策略中潜在规律的学习,在故障发生后可以针对配电网故障快速制定供电恢复策略,以“运行数据+人工智能”的方式解决配电网网络参数不可知或不准确情况下配电系统的供电恢复问题,提升配电网故障自愈能力。

## 2 基于图卷积神经网络的配电网快速供电恢复智能决策模型

基于模型的供电恢复方法利用准确的配电网网络参数构建优化模型,制定故障状态下的供电恢复策略。但在实际配电网复杂运行环境中,精准的配电网网络参数往往难以获取,配电系统精确的数学机理模型很难建立,给配电系统的精细化运行调控的实现带来了挑战。随着云计算、大数据、物联网、人工智能等新一代数字技术的快速发展,配电网数字化、网络化、智能化水平将显著提升。基于大量历史数据构建训练集,以数据驱动模型代替数学机理模型可以实现网络参数不可知或不准确情况下配电网供电恢复策略的快速制定。

本节面向复杂运行环境下配电系统网络参数不可知或不准确问题,基于图卷积神经网络构建配电网快速供电恢复智能决策模型,设置网络重构模块和潮流模拟模块,并利用云端存储的历史策略数据对模型进行训练,用以支撑云端故障网络重构策略的构建和边缘侧负荷恢复策略的制定。

### 2.1 训练集构建

图卷积神经网络(graph convolutional neural networks, GCN)是一种新兴的可以处理非欧空间结构的多层图像数据处理框架,是对卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)在图领域上的自然推广。图卷积神经网络以出色的性能引起了广泛关注,是目前处理图结构数据任务的优秀方法<sup>[25]</sup>。配电网拓扑结构、故障网络重构策略及潮流数据可以看作是图结构数据,如式(1)所示。

$$G_d = (V, E) \quad (1)$$

式中:  $G_d$  表示配电网数据;  $V = \{v_i, i=1, 2, \dots, N\}$  表示配电网  $N$  个节点的集合,  $v_i$  为配电网的第  $i$  个节点;  $E = \{e_j, j=1, 2, \dots, M\}$  表示配电网  $M$  条线路的集合,  $e_j$  为配电网的第  $j$  条线路。

基于历史故障数据构建的训练集可以支撑快速供电恢复智能决策模型的训练,从而使模型获得最佳的运行控制效果。

基于图卷积神经网络的配电网快速供电恢复智能决策模型的训练集共包含  $N_f$  个训练对象,其中各训练对象由故障拓扑信息矩阵  $A$ 、故障节点特征信息矩阵  $X$ 、网络重构策略标签  $R$ 、潮流分布标签矩阵  $Z$  组成。

配电网故障拓扑信息矩阵  $A$  表示节点与节点间的连接关系,第  $n$  个训练对象的配电网故障拓扑信息矩阵  $A^n$  表示为

$$A^n = \begin{bmatrix} a_{1,1}^n & \cdots & a_{1,j}^n & \cdots & a_{1,N}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{i,1}^n & \cdots & a_{i,j}^n & \cdots & a_{i,N}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_{N,1}^n & \cdots & a_{N,j}^n & \cdots & a_{N,N}^n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,  $a_{i,j}^n$  表示第  $n$  个训练对象的故障拓扑信息矩阵  $A^n$  第  $i$  行第  $j$  列元素, 即节点  $i$  与节点  $j$  间的连接关系, 其取值如式(3)所示。

$$a_{i,j}^n = \begin{cases} 0 & \text{节点 } i, j \text{ 间没有线路连接} \\ 1 & \text{节点 } i, j \text{ 间有线路连接} \end{cases} \quad (3)$$

故障节点特征信息矩阵  $\mathbf{X}$  表示故障状态下配电网节点输入特征, 第  $n$  个训练对象的故障节点特征信息矩阵  $\mathbf{X}^n$  由采样时刻节点注入的负荷有功/无功功率、分布式电源的有功功率组成, 如式(4)所示。

$$\mathbf{X}^n = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1^n \\ \vdots \\ \mathbf{X}_i^n \\ \vdots \\ \mathbf{X}_N^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,1}^n & \cdots & x_{1,k}^n & \cdots & x_{1,G}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1}^n & \cdots & x_{i,k}^n & \cdots & x_{i,G}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1}^n & \cdots & x_{N,k}^n & \cdots & x_{N,G}^n \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{X}_i^n$  表示第  $n$  个训练对象中故障状态下配电网第  $i$  个节点的特征向量;  $x_{i,k}^n$  表示第  $n$  个训练对象中故障状态下配电网第  $i$  个节点的第  $k$  个特征;  $N$  为配电网节点数;  $G$  为配电网节点输入特征总数。

网络重构策略标签  $\mathbf{R}$  表示配网中线路的开闭状态, 用于描述故障状态下配电网的网络重构策略, 第  $n$  个训练对象的网络重构策略标签  $\mathbf{R}^n$  表示为

$$\mathbf{R}^n = \begin{bmatrix} r_1^n \\ \vdots \\ r_e^n \\ \vdots \\ r_E^n \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $r_e^n$  为第  $n$  个训练对象的网络重构策略标签  $\mathbf{R}^n$  的第  $e$  行元素, 表示第  $e$  个开关的开闭状态;  $E$  为配电网快速网络重构智能决策模型的网络重构模块的输出特征数, 也即配电网开关总数。

潮流分布标签矩阵  $\mathbf{Z}$  表示训练对象潮流输出特征的标签值, 即真实的配电网电压分布, 第  $n$  个训练对象的潮流分布标签矩阵  $\mathbf{Z}^n$  由采样时刻的节点电压控制值组成, 如式(6)所示。

$$\mathbf{Z}^n = \begin{bmatrix} z_{1,1}^n & \cdots & z_{1,k}^n & \cdots & z_{1,O}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_{i,1}^n & \cdots & z_{i,k}^n & \cdots & z_{i,O}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ z_{N,1}^n & \cdots & z_{N,k}^n & \cdots & z_{N,O}^n \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:  $z_{i,k}^n$  表示第  $n$  个训练对象的标签矩阵  $\mathbf{Z}^n$  第  $i$  行第  $k$  列元素;  $O$  为输出特征个数。

## 2.2 潮流模拟模块

潮流模拟模块旨在学习从配电网功率特征、拓扑信息到潮流电压分布间的高维非线性映射关系。作为一种强大的深度学习算法, 图卷积神经网络具有极强的非线性拟合能力。通过对原始输入进行分层转换和卷积操作, 可以从训练数据中提取信息的高维抽象特征。

本文以式(7)作为潮流模拟模块的隐藏层, 并选取式(8)作为隐藏层的激活函数, 实现对配电网潮流分布的准确模拟。

$$\mathbf{H}^{(\theta+1)} = \sigma \left( \overline{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \overline{\mathbf{A}} \overline{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}^{(\theta)} \mathbf{W}^{(\theta)} \right) \quad (7)$$

$$\sigma(x) = \text{LeakyReLU}(x, \beta = 0.4) \quad (8)$$

$$\text{LeakyReLU}(x, \beta) = \max(0, x) + \beta \times \min(0, x)$$

式中:  $\mathbf{H}^{(\theta)}$  为第  $\theta$  层隐藏层的输出;  $\mathbf{W}^{(\theta)}$  为第  $\theta$  层的权重;  $\overline{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \mathbf{I}_N$ , 其中  $\mathbf{I}_N$  为  $N$  阶单位矩阵;  $\overline{\mathbf{D}}$  为对角阵,  $\overline{D}_{i,i} = \sum_j \overline{A}_{i,j}$ ;  $\sigma(x)$  为激活函数, 本文选择  $\text{LeakyReLU}(x, \beta)$  作为隐藏层的激活函数, 其中  $\beta$  为可调参数。

基于潮流模拟模块的逐层卷积计算, 系统中节点间的运行特征被逐层抽象提炼, 并最终经过输出层完成对系统电压分布的准确拟合。潮流模拟模块的输出层如式(9)所示。

$$\mathbf{Y} = F \left( \overline{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \overline{\mathbf{A}} \overline{\mathbf{D}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{H}^{(N_L-1)} \mathbf{W}^{(N_L)} \right) \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{H}^{(N_L-1)}$  为最后一层隐藏层的输出;  $\mathbf{W}^{(N_L)}$  为输出层的权重;  $F(\cdot)$  为输出层函数;  $N_L$  为潮流模拟模块的层数;  $\mathbf{Y}$  为潮流模拟模块的输出矩阵, 即对配电网节点电压的拟合结果。

潮流模拟模块以故障拓扑信息矩阵  $\mathbf{A}$ 、故障节点特征信息矩阵  $\mathbf{X}$  为输入, 拟合潮流分布标签矩阵  $\mathbf{Z}$ 。考虑到系统潮流分布为连续值, 本文选取均方误差(mean-square error, MSE)作为潮流模拟模块的损失函数衡量节点电压的拟合误差, 如式(10)所示。

$$\zeta_1(\omega) = \sum_{n=1}^{N_c} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^O (y_{i,k}^n - z_{i,k}^n)^2 \quad (10)$$

式中:  $\zeta_1(\omega)$  为潮流模拟模块损失函数;  $y_{i,k}^n$  和  $z_{i,k}^n$  分别为潮流模拟模块中第  $n$  个训练对象第  $i$  行第  $k$  列输出特征的拟合值和真实值;  $N_C$  为训练对象个数。

完成训练的潮流模拟模块具有良好的拟合精度, 可以准确模拟配电网的节点注入功率与电压分布间的高维非线性映射关系, 为故障状态下配电网边缘侧负荷恢复策略的快速制定提供潮流模型支撑。

### 2.3 网络重构模块

图卷积神经网络作为当前处理图结构数据的有效手段, 在提取节点特征时具有显著优势, 但在提取线路特征时却略显乏力。为有效提升图卷积神经网络对配电网线路特征的提取能力, 本文引入线图空间转换方法<sup>[26]</sup>对配电网拓扑及特征数据进行空间变换, 将配电网原始图转换为相应的线图进行处理, 为云端快速制定配电网故障下的网络重构策略奠定基础。

线图  $LG$  是对原始图中线路连接关系的直接表示, 是观察配电网形态架构的一种有效手段。通过将原始图中的节点转换为线图上的边, 将原始图中的边转换为线图上的节点, 可以将配电网原始图转换为对应的线图。此时线图中每个节点在原始图中均存在唯一的边与之对应, 如图 2 所示。

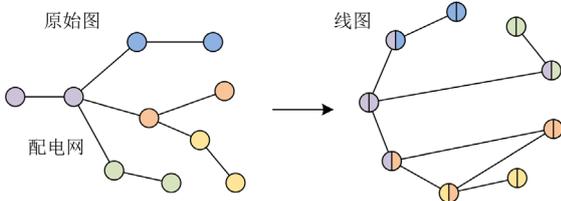


图 2 线图空间转换示意图

Fig. 2 Schematic diagram of  $LG$  space transformation

基于线图空间转换, 配电网拓扑信息被转化为节点信息, 对配电网线路开闭的预测转换为对线图中节点标签的预测, 因此可以直接应用图卷积神经网络对配电网历史策略进行学习, 提取故障信息与重构策略间的隐藏逻辑。

进一步考虑配电网节点功率分布等节点信息对供电恢复策略的重要影响, 引入节点特征转换方法, 实现节点信息与支路信息相互转化和提取分析, 因此构造转换函数将配电网节点特征转换为线路特征, 如式(11)所示。

$$\mathbf{F}_m = \text{contact}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) \quad (11)$$

式中:  $\mathbf{F}_m$  为原始图中以节点  $i$  与节点  $j$  为首末节点的线路  $m$  的线路特征向量, 也即线图故障特征信息矩阵的节点特征向量;  $\mathbf{X}_i$  和  $\mathbf{X}_j$  分别表示原始图中节点  $i$  与节点  $j$  的节点特征矩阵;  $\text{contact}(\cdot)$  表示链

接函数。

经由线图空间转换, 故障拓扑信息矩阵  $\mathbf{A}$ 、故障节点特征信息矩阵  $\mathbf{X}$  可转化为对应的故障线图拓扑信息矩阵  $\mathbf{L}^n$ 、故障线图特征信息矩阵  $\mathbf{F}^n$ , 分别如式(12)~式(14)所示。

$$\mathbf{L}^n = \begin{bmatrix} l_{1,1}^n & \cdots & l_{1,j}^n & \cdots & l_{1,M}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ l_{i,1}^n & \cdots & l_{i,j}^n & \cdots & l_{i,M}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ l_{M,1}^n & \cdots & l_{M,j}^n & \cdots & l_{M,M}^n \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$l_{i,j}^n = \begin{cases} 0 & i, j \text{ 线路间没有重合节点} \\ 1 & i, j \text{ 线路间有重合节点} \end{cases} \quad (13)$$

$$\mathbf{F}^n = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1^n \\ \vdots \\ \mathbf{F}_m^n \\ \vdots \\ \mathbf{F}_N^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{1,1}^n & \cdots & f_{1,k}^n & \cdots & f_{1,C}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ f_{m,1}^n & \cdots & f_{m,k}^n & \cdots & f_{m,C}^n \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ f_{M,1}^n & \cdots & f_{M,k}^n & \cdots & f_{M,C}^n \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $l_{i,j}^n$  为第  $n$  个训练对象的线图拓扑信息矩阵  $\mathbf{L}^n$  的第  $i$  行第  $j$  列元素;  $M$  为配电网线路总数;  $f_{m,k}^n$  为第  $n$  个训练对象的配电网故障线图特征信息矩阵  $\mathbf{F}^n$  第  $m$  条线路的第  $k$  列特征;  $C$  为线路输入特征总数。

网络重构模块以故障线图拓扑信息矩阵  $\mathbf{L}^n$ 、故障线图特征信息矩阵  $\mathbf{F}^n$  为输入, 拟合网络重构策略标签  $\mathbf{R}$ , 以交叉熵误差(cross entropy loss, CEL)作为损失函数衡量生成策略与最优策略间的差距, 如式(15)所示。

$$\zeta_2(\omega) = \sum_{n=1}^{N_C} \sum_{m=1}^M [-y_e^n \ln r_e^n + (1 - y_e^n) \ln(1 - r_e^n)] \quad (15)$$

式中:  $\zeta_2(\omega)$  为网络重构模块的损失函数;  $y_e^n$  和  $r_e^n$  分别为第  $n$  个训练对象第  $e$  个开关的拟合策略和最优策略。

上述网络重构模块基于监督训练方式训练, 可以有效学习故障信息与重构策略间的潜在映射关系。完成训练的网络重构模块可根据故障发生位置和功率量测信息快速制定网络重构策略, 满足云端快速制定网络重构策略的需求。

### 3 故障状态下快速供电恢复实现

本节面向配电系统快速供电恢复需求, 以云-边协同为核心构建配电网故障自愈新架构。云端基于全局功率量测信息和故障位置, 利用网络重构模块快速制定故障网络重构策略, 边缘侧负荷基于潮

流模拟模型就地估计本地电压并制定负荷恢复策略, 有效保障全系统负荷恢复比例, 提升系统故障自愈能力。

### 3.1 基于破圈法/避圈法的云端网络重构策略校正

当配电系统发生故障时, 系统通过联络开关和线路的通断状态切换可以实现节点间连通关系的改变, 即基于故障网络重构实现快速供电恢复。当故障发生时, 云端利用网络重构模块形成系统网络重构策略, 考虑到图卷积神经网络在生成配电网重构策略时会出现孤岛或成环等不可行策略, 因此在基于线图卷积神经网络的故障网络重构模型的基础上, 进一步提出基于破圈法/避圈法的后验校正方法, 对所制定方案的合理性进行校验, 确保网络重构策略的可行性。

配电网的网络结构应满足连通性约束, 即节点  $i$  到源节点之间的路径有且仅有一条, 对于每个节点  $i \in \Omega_n$ ,  $l_i$  为节点  $i$  到源节点唯一路径的线路集合。若节点  $j$  的线路集合  $l_j$  与  $l_i$  的交集  $l_i \cap l_j \neq \emptyset$ , 则证明节点  $i$  与节点  $j$  间连通。

同时, 由于配电网采用“闭环设计, 开环运行”的方式, 在重构后的网络拓扑应保持辐射状运行, 即不存在成环情况。辐射状运行约束如式(16)所示。

$$\begin{aligned} \alpha_{ij} &= \beta_{ij} + \beta_{ji}, \forall ij \in \Omega_b \\ \sum_{ij \in \Omega_b} \beta_{ij} &= 1, \forall i \in \Omega_n \\ \alpha_{ij} &\in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (16)$$

式中:  $\Omega_b$  表示配电系统所有支路的集合;  $\Omega_n$  为配电系统所有节点的集合;  $\alpha_{ij}$  表示支路  $ij$  上开关的开断状态,  $\alpha_{ij} = 1$  表示开关闭合,  $\alpha_{ij} = 0$  表示开关断开;  $\beta_{ij}$  表示节点  $i$  和节点  $j$  的关系,  $\beta_{ij} = 1$  表示节点  $j$  是节点  $i$  的父节点, 否则  $\beta_{ij} = 0$ 。同理,  $\beta_{ji}$  表示节点  $j$  和节点  $i$  的关系。

针对配网故障网络重构策略中的成环现象, 以破圈法修正策略。破圈法是确保图中无环的常用方法, 基于破圈法的后验校正过程可概括为如下步骤:

- 1) 对配电网网络重构拓扑中各边赋权值, 其中断路器、联络开关赋权大, 一般馈线赋权小;
- 2) 将所有线路按权值进行降序排列;
- 3) 按权值由大到小依次删除线路, 并判断图是否联通, 若联通则继续向下查找, 否则恢复该线路连接;
- 4) 当节点总数  $N$  与线路总数  $M$  满足  $N = M + 1$  时停止搜索。

基于破圈法的后验校正可有效保证网络重构

策略满足系统辐射状约束。

针对配网故障网络重构策略中的孤岛现象, 以避圈法修正策略。避圈法是确保图中无孤立节点的常用方法, 基于避圈法的后验校正过程可概括为如下步骤:

- 1) 对配电网网络重构拓扑中各边赋权值, 其中断路器、联络开关赋权大, 一般馈线赋权小;
- 2) 将所有线路按权值进行升序排列;
- 3) 按权值由小到大依次添加线路, 并判断图是否成环, 若成环则继续向下查找, 否则删除该线路连接;
- 4) 当节点总数  $N$  与线路总数  $M$  满足  $N = M + 1$  时停止搜索。

基于避圈法的后验校正可有效保证网络重构策略满足系统连通性约束。

本节提出了基于破圈法/避圈法的后验校正方法, 实现了对云端配电网故障网络重构策略的检验与修正, 有效剔除不可行的网络重构方案, 保证模型制定方案的可行性, 实现了云端网络重构策略的快速生成。

### 3.2 考虑电压安全约束的边缘侧负荷恢复策略

在故障发生后, 云端根据故障位置和量测数据基于线图卷积神经网络迅速制定配电网网络重构策略, 通过后验校正后将可行策略下发至配电网边缘侧的边缘计算装置。边缘侧依据云端下发的网络重构策略, 利用本地潮流模拟模块估计本地电压, 从而制定对应的负荷恢复策略。

边缘侧就地制定负荷恢复策略的过程可概括为如下步骤。

- 1) 将云端下发的网络重构策略和本地的功率量测信息输入配电网边缘侧的潮流模拟模块。
- 2) 边缘侧基于潮流模拟模块估计本地电压, 并切除不满足系统安全运行约束节点的负荷, 系统电压安全约束如式(17)所示。

$$\underline{V} \leq V_i \leq \bar{V} \quad (17)$$

式中:  $\bar{V}$  和  $\underline{V}$  分别为系统电压安全运行上下限;  $V_i$  为在当前网络重构策略下基于本地潮流模拟模块估计得到的节点  $i$  的电压。

- 3) 基于本地潮流模拟模块校验负荷恢复策略是否合理。

本节基于配电网云-边协同架构, 将配电网的供电恢复问题向边缘侧转移, 利用边缘计算装置中的潮流模拟模块实现边缘侧供电恢复策略的自主决策, 有效提升了响应速度。

### 3.3 快速供电恢复策略实现

在快速供电恢复策略的实际应用中，通常利用配电网的配电管理系统(distribution management system, DMS)信息构建云端数据资源，并通过补充相关计算资源来实现神经网络的构建与训练。边缘侧指安装于配电网配电房、综合房中的边缘计算装置。边缘计算装置集成了配电网的数据采集、分析、存储和智能决策等诸多功能，并可替代传统的终端设备，如 DTU、RTU 和 FTU 等，从而大幅减少部署在边缘侧的设备数量。进一步基于 5G 通信、光纤通信等技术，可实现云-边间的高效协作。

基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法可充分利用云-边间不同的计算资源特性，实现数据驱动的供电恢复策略制定。当故障发生时，通过调用神经网络快速拟合网络重构策略，并生成负荷恢复策略，相较于模型驱动的方法，提升了故障状态下配电网的响应速度和恢复效率。

值得注意的是，随着边缘计算技术在配电网中的应用规模不断扩大，边缘计算装置的成本将进一步降低，所提方法的应用前景广阔。

## 4 算例分析

为验证所提基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法的有效性，构建改进的 IEEE33 节点系统算例进行测试，算例结构如图 3 所示。系统电压等级为 12.66 kV，总计包含 32 条支路，辐射状运行，负荷的有功功率总和为 3.715 MW，无功功率总和为 2.3 Mvar，配电网可以通过调整联络开关的开闭状态实现对网络拓扑的灵活调整。为充分考虑高渗透率分布式电源接入配电网对系统运行状态的影响，在 IEEE33 节点系统中接入 6 组 240 kW 风电机组和 12 组 120 kW 光伏系统，分布式电源接入总有功容量为 2.88 MW，渗透率为 77.52%。其具体接入位置如表 1 所示。

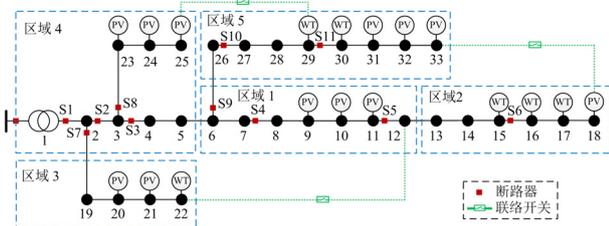


图 3 改进的 IEEE 33 节点系统测试算例结构图

Fig. 3 Structure of modified IEEE 33-node test system

测试程序基于 Pycharm 软件开发，并基于 Pytorch 算法包实现对图卷积神经网络的训练。执行优化计算的计算机硬件环境为 Intel(R) Core(TM)

表 1 分布式电源接入位置

Table 1 Access location of DGs

类型	接入位置
光伏	9, 10, 11, 18, 20, 21, 23, 24, 25, 31, 32, 33
风机	15, 16, 17, 22, 29, 30

i7-9750H CPU，主频为 2.60 GHz，内存为 16 GB；软件环境为 Windows 10 操作系统。

基于图卷积神经网络的配电网快速供电恢复智能决策模型的训练集基于配电网历史故障的控制策略进行构造，总计共包含  $N_F = 100$  个训练对象；测试集基于另  $N'_F = 50$  个历史故障控制策略构造。其中训练对象和测试对象由历史数据对应生成。

对于潮流模拟模块，通过对历史数据的训练，模块可以有效拟合配电网从功率特征、拓扑信息到潮流电压分布的复杂映射关系，测试集中各节点的预测误差分布如图 4 所示。

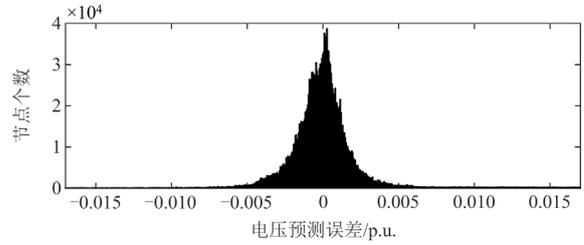


图 4 电压预测误差分布图

Fig. 4 Voltage prediction error distribution

由图 4 可以看出，潮流模拟模块预测的电压误差集中分布于  $[-0.005, 0.005]$  内，即所提出的基于图卷积神经网络的潮流模拟模块可以有效地提取配电网的电压特性，准确模拟高渗透率分布式电源接入下配电网的电压分布，支撑边缘侧负荷恢复策略的就地制定。

为验证所提方法的优化效果，本文选取以下两种方案进行对比测试。

方案 I：采用本文所提基于云-边协同的配电网供电恢复智能决策方法对失电区域进行供电恢复；

方案 II：采用模型驱动的集中式网络重构方法对失电区域进行供电恢复。

模型驱动的集中式网络重构方法通过采集配电网所有设备的运行参数，基于全局优化计算制定网络重构策略和负荷恢复策略并统一下发。通过对全网运行数据和网络参数的收集和运算可以获得全局最优的供电恢复效果。

对于方案 I 中的网络重构模块，完成训练的网络重构模块在测试集中进行测试，其中测试集为方案 II 集中式方法的网络重构方案，即最优重构方案。

测试结果显示, 方案 I 初始生成方案的最优率为 50.92%。经后验校正后, 方案可行性达 100%, 方案最优率为 57.07%。

当配电网发生故障后, 云端将利用网络重构模块生成系统网络重构模型, 边缘侧基于云端下发的潮流模拟模块生成本地负荷恢复策略。本文以 2-3 节点间线路故障和 6-26 节点间线路故障为例, 对所提基于云-边协同的配网快速供电恢复智能决策方法进行测试。

假设支路 2-3 发生三相永久性故障, 经故障隔离后, 节点 3-18 与节点 23-33 所带负荷全部失电, 失电有功负荷总量为 3255 kW, 如图 5 所示。

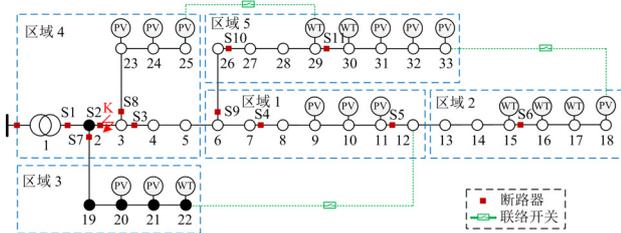


图 5 2-3 节点间线路故障下的配电网网络拓扑结构图  
Fig. 5 Topological structure of the distribution network with 2-3 line fault

支路 2-3 故障时方案 I、方案 II 的网络重构结果相同, 如图 6 所示。两方案负荷恢复效果对比如表 2 所示。

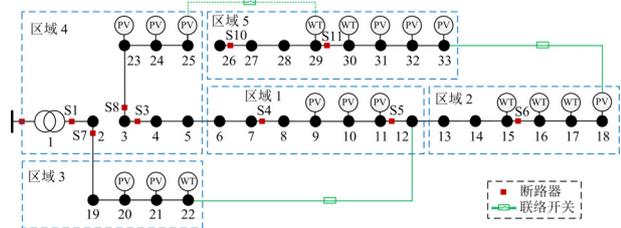


图 6 方案 II 配电网网络重构拓扑结构  
Fig. 6 Topological structure of the distribution network configuration in scenario II

表 2 方案 1 和方案 2 的结果对比

Table 2 Result comparison of scenarios I and II

方案编号	恢复负荷总量/kW	恢复负荷/%	全部或部分失电节点
方案 I	2395	73.58	24, 27, 28, 29, 30
方案 II	2515	77.27	4, 24, 30

对比方案 I 与方案 II, 基于云-边协同的配电网供电恢复智能决策方法因其利用神经网络对本地电压进行估计时存在误差, 因此当配电网故障恢复后电压接近于安全运行上下限时, 估计误差会对负荷

恢复结果产生较大影响, 并导致负荷恢复能力较集中式存在差异。但本文所提方法基于云-边协同架构有效实现了网络参数不可知或不准确情况下供电恢复策略的自适应制定, 具有很好的应用效果, 实现了故障下含高比例分布式电源配电网的快速自愈, 有效提升了系统运行可靠性。

进一步考虑电压估计误差对负荷恢复策略的影响, 以支路 6-26 发生三相永久性故障为例进行测试。经故障隔离后, 节点 26-33 所带负荷全部失电, 失电有功负荷总量为 920 kW, 如图 7 所示。仍以上述两种方案进行对比, 其中方案 I 与方案 II 的网络重构结果相同, 如图 8 所示, 两方案负荷恢复效果对比如表 3 所示。

由于此时电压距安全运行限值较远, 即使配电网代理模型对系统电压的拟合存在误差, 也不会对负荷恢复策略产生影响。同时, 基于云-边间的配合, 实现了配电网供电恢复策略的高效制定。

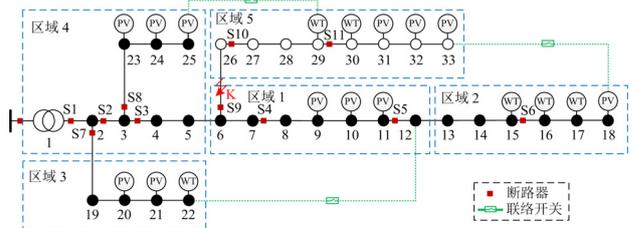


图 7 6-26 节点间线路故障下的配电网网络拓扑结构图  
Fig. 7 Topological structure of the distribution network with 6-26 line fault

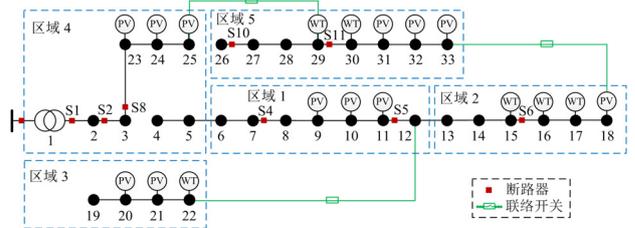


图 8 方案 II 配电网网络重构拓扑结构  
Fig. 8 Topological structure of the distribution network configuration in scenario II

表 3 方案 1 和方案 2 的结果对比

Table 3 Result comparison of scenarios I and II

方案编号	恢复负荷总量/kW	恢复负荷/%	全部或部分失电节点
方案 I	920	100	—
方案 II	920	100	—

值得注意的是, 方案 II 中模型驱动的集中式方法利用全局数据及网络参数构建优化模型, 因此在

数据收集传输、策略制定等方面存在耗时。由于方案 I 利用日前完成训练的神经网络实现网络重构策略和负荷恢复策略的构建,相较于方案 II 中的集中式方法可快速响应配电网故障,实现策略快速制定。方案 I 与方案 II 的策略制定耗时对比如表 4 所示。

表 4 方案 1 和方案 2 的耗时对比

方案 编号	网络重构策略 生成耗时/s	后验校正 耗时/s	负荷恢复策略 生成耗时/s	总耗时/s
方案 I	0.0019	0.0004	0.0010	0.0033
方案 II	—	—	4.9546	4.9546

除计算时间缩短外,方案 I 充分利用靠近数据源头的边缘计算装置,就地完成故障恢复策略制定的部分运算,并快速下发执行,从而有效提升了配电网供电恢复策略的执行效率与响应速度。随着配电网规模的不断增大,集中式方法将对通信和运算能力提出更高要求。相比之下,云-边协同的供电恢复方式可更好地适应系统规模的变化,实现对配电网供电恢复策略制定与执行效率的进一步提升。

## 5 结语

本文面向高比例分布式电源接入下配电系统快速供电恢复需求,基于云-边协同构建配电网故障自愈新架构,提出一种基于云-边协同的配电网快速供电恢复智能决策方法。云端基于图卷积神经网络构建配电网快速供电恢复智能决策模型,基于历史故障的控制策略进行训练。当故障发生后,云端根据全局功率信息和故障位置,利用网络重构模块,快速制定配电网网络重构策略,经过破圈法/避圈法进行后验校正后下发至配电网边缘侧;边缘侧根据云端下发的网络重构策略,基于潮流模拟模块就地估计电压并制定负荷恢复策略,实现系统的快速供电恢复,满足高比例分布式电源接入下配电网的供电恢复需求。

## 参考文献

- [1] LI P, JI J, CHEN S, et al. Multi-stage expansion planning of energy storage integrated soft open points considering tie-line reconstruction[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2022, 7(4): 683-697.
- [2] 季玉琦, 潘超, 肖晗, 等. 分布式电源电压支撑能力层次分析评价[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 163-171.  
JI Yuqi, PAN Chao, XIAO Han, et al. Hierarchical analysis and evaluation of the voltage support capability of distributed generation[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 163-171.
- [3] 肖永江, 于永进, 张桂林, 等. 基于改进乌燕鸥算法的分布式电源优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 148-155.  
XIAO Yongjiang, YU Yongjin, ZHANG Guilin, et al. Optimal configuration of distributed power generation based on an improved sooty tern optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 148-155.
- [4] TAVAKOLI A, SAHA S, ARIF M, et al. Impacts of grid integration of solar PV and electric vehicle on grid stability, power quality and energy economics: a review[J]. IET Energy Systems Integration, 2020, 2(3): 243-260.
- [5] KOLHE M, RASUL M. 3-phase grid-connected building integrated photovoltaic system with reactive power control capability[J]. Renewable Energy, 2020, 154: 1065-1075.
- [6] 金国彬, 刘玉龙, 李国庆, 等. 考虑可靠性的交直流混合配电网网架与分布式电源协同优化规划[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(22): 59-70.  
JIN Guobin, LIU Yulong, LI Guoqing, et al. Collaborative optimization planning of an AC/DC hybrid distribution network frame and distributed power generation considering reliability[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(22): 59-70.
- [7] 董旭柱, 黄邵远, 陈柔伊, 等. 智能配电网自愈控制技术[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(18): 17-21.  
DONG Xuzhu, HUANG Shaoyuan, CHEN Rouyi, et al. Self-healing control technology for smart distribution system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(18): 17-21.
- [8] 茅逸斐, 韩蓓, 李国杰, 等. 基于网络等效的配电网快速供电恢复策略并行化实现[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 99-108.  
MAO Yifei, HAN Bei, LI Guojie, et al. Parallel realization of fast restoration strategy for distribution system based on network equivalence[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 99-108.
- [9] 戴志辉, 崇志强, 焦彦军. 含分布式电源的配电网多目标供电恢复[J]. 电网技术, 2014, 38(7): 1959-1965.  
DAI Zhihui, CHONG Zhiqiang, JIAO Yanjun. Multi-objective service restoration of distribution network containing distributed generation[J]. Power System Technology, 2014, 38(7): 1959-1965.
- [10] 李志铿, 王钢, 陈志刚, 等. 基于区间潮流的含分布式电源配电网故障恢复算法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(24): 53-58.  
LI Zhikeng, WANG Gang, CHEN Zhigang, et al. An interval load flow based algorithm for service restoration in distribution network with distributed generations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(24): 53-58.
- [11] JI H, WANG C, LI P, et al. SOP-based islanding partition

- method of active distribution networks considering the characteristics of DG, energy storage system and load[J]. *Energy*, 2018, 155: 312-325.
- [12] 宋毅, 孙充勃, 李鹏, 等. 基于智能软开关的有源配电网供电恢复方法[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(15): 4390-4398.  
SONG Yi, SUN Chongbo, LI Peng, et al. SOP based supply restoration method of active distribution networks using soft open point[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(15): 4390-4398.
- [13] 李振坤, 何苗, 苏向敬, 等. 基于生物体免疫机制的智能配电网故障恢复方法[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(23): 7924-7937.  
LI Zhenkun, HE Miao, SU Xiangjing, et al. Smart distribution network fault recovery method based on biology immune mechanism[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(23): 7924-7937.
- [14] 霍崇辉, 王淳, 陶多才, 等. 考虑精准负荷控制的配电网供电恢复策略[J]. *电网技术*, 2020, 44(10): 4020-4028.  
HUO Chonghui, WANG Chun, TAO Duocai, et al. Restoration strategy of distribution network considering precise load control[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(10): 4020-4028.
- [15] CHEN X, WU W, ZHANG B. A robust approach for active distribution network restoration based on scenario techniques considering load and DG uncertainties[C] // *IEEE PES 2016 General Meeting*, July 17-21, 2016, Boston, USA: 1-5.
- [16] 刘礼邦, 武传涛, 随权, 等. 计及可控负荷参与的主动配电网动态恢复供电策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(9): 27-35.  
LIU Libang, WU Chuantao, SUI Quan, et al. Power supply strategy for active distribution network dynamic recovery with controllable load participation[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(9): 27-35.
- [17] 李翠萍, 东哲民, 李军徽, 等. 配电网分布式储能集群调压控制策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(4): 133-141.  
LI Cuiping, DONG Zhemin, LI Junhui, et al. Control strategy of voltage regulation for distributed energy storage cluster in distribution network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(4): 133-141.
- [18] CHAI Y, GUO L, WANG C, et al. Network partition and voltage coordination control for distribution networks with high penetration of distributed PV units[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(3): 3396-3407.
- [19] 黎恒焜, 孙海顺, 文劲宇. 含分布式电源的配电网多代理故障自恢复系统[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(4): 49-56.  
LI Hengxuan, SUN Haishun, WEN Jinyu. A multi-agent system for reconfiguration of distribution systems with distributed generations[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(4): 49-56.
- [20] TORRES B, FERREIRA L, AOKI A. Distributed intelligent system for self-healing in smart grids[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2018, 33(5): 2394-2403.
- [21] 丛伟, 盛亚如, 咸国富, 等. 基于智能配电终端的分布式供电恢复方法[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(15): 77-85.  
CONG Wei, SHENG Yaru, XIAN Guofu, et al. Distributed power service restoration method based on smart terminal unit[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(15): 77-85.
- [22] 南方电网公司. 数字电网推动构建以新能源为主体的新型电力系统白皮书[R]. 广州: 南方电网公司, 2021. China Southern Power Grid Co., Ltd. Digital power grid white paper[R]. Guangzhou: China Southern Power Grid Co., Ltd., 2021.
- [23] 南方电网公司. 建设新型电力系统行动方案(2021-2030年)白皮书[R]. 广州: 南方电网公司, 2021. China Southern Power Grid Co., Ltd. Action plan for building a new power system white paper (2021-2030) [R]. Guangzhou: China Southern Power Grid Co., Ltd., 2021.
- [24] ZHAO J, ZHANG Z, YU H, et al. Cloud-edge collaboration based local voltage control for DGs with privacy preservation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(1): 98-108.
- [25] KIPF T, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[C] // *Proceedings of the International Conference on Learning Representations*, 2017, Toulon, France.
- [26] CAI L, LI J, WANG J, et al. Line graph neural networks for link prediction[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2021, 44(9): 5103-5113.

收稿日期: 2022-12-09; 修回日期: 2023-02-18

作者简介:

蔡田田(1982—), 女, 硕士, 教授级高工, 研究方向为数字电网、电力专用芯片技术及应用; E-mail: caitt@csg.cn

姚浩(1989—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail: yaohao@csg.cn

杨英杰(1995—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力终端安全运行技术。E-mail: yangyj7@csg.cn

(编辑 魏小丽)