

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250228

面向配电网计算推演的智能终端部署优化方法

钟加勇¹, 王雪文¹, 刘丁豪¹, 崔秋实², 冉茂菊¹

(1. 国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆 401123; 2. 重庆大学, 重庆 400044)

摘要: 当前配电网智能终端部署存在感知终端配置覆盖水平不足与重复部署共存的问题, 且“一台区一终端”尚未实现, 缺乏智能配电终端配置标准, 导致运维工作量增加。对此, 提出了面向智能配电网计算推演的终端部署优化方法。首先, 提出“最小化精准采集+数字系统计算推演”的智能终端部署优化方法, 通过优化终端部署、强化专业协同、深化数据应用的“三措并举”策略, 制定面向智能配电终端部署的差异化配置策略。然后, 基于上述部署优化方法提出了面向智能配电网的计算推演方法, 通过建立基于智能终端的配电网计算推演流程, 提升配电网智能化水平, 支持分布式能源、储能和电动汽车的发展。最后, 通过仿真实验证明了所提方法的有效性。

关键词: 计算推演; 智能配电终端; 精准数据采集; 智能配电网

An optimization method for smart terminal deployment oriented to computational simulation of distribution networks

ZHONG Jiayong¹, WANG Xuwen¹, LIU Dinghao¹, CUI Qiushi², RAN Maoju¹

(1. State Grid Chongqing Electric Power Research Institute, Chongqing 401123, China;

2. Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: At present, the deployment of smart distribution network terminals suffers from the coexistence of insufficient coverage of sensing terminals and redundant installations. Moreover, the concept of “one terminal per distribution area” has not yet been achieved and standardized configurations guidelines for smart terminals are lacking, resulting in increased operational and maintenance workloads. To address these issues, an optimization method for terminal deployment oriented to computational simulation of smart distribution networks is proposed. First, a smart terminal deployment optimization method based on the concept of “minimal precise data acquisition combined with digital system-based computational simulation” is presented. By adopting a three-pronged strategy that includes optimizing terminal deployment, strengthening interdisciplinary coordination, and deepening data utilization, a differentiated configuration strategy for the deployment of smart distribution terminals is formulated. Then, based on the proposed deployment optimization method, a computational simulation approach for smart distribution networks is established. By constructing a distribution network computational simulation framework supported by smart terminals, the intelligence level of distribution networks is enhanced, thereby facilitating the integration and development of distributed energy resources, energy storage systems, and electric vehicles. Finally, the effectiveness of the proposed method is demonstrated through simulations.

This work is supported by the Chongqing Key Research and Development Program (No. cstc2024ycjh-bgzxm0191).

Key words: computational extrapolation; smart distribution terminals; accurate data acquisition; smart distribution networks

0 引言

随着新能源、新型负荷等在配电网中的渗透率

基金项目: 重庆市重点研发项目资助“基于电网数字空间的电网生产业务流程优化方法研究”(cstc2024ycjh-bgzxm0191); 国网重庆市电力公司科技项目资助“面向电网数字化转型的数字空间构建方法与应用研究”(2024渝电科技15#)

持续攀升, 其安全稳定运行面临新挑战^[1-2]。为此, 配电网需具备更强的智能感知与分析能力。传统配电网主要通过部署大量物理终端设备进行电气量和非电气量的数据采集, 由于其运行结构的复杂程度不断增大, 部署功能单一的终端成本过于高昂且覆盖不足、重复采集和运维工作量大的问题凸显^[3-7]。

智能配电终端集成先进的传感与数据分析技术, 通过对部分配电网节点进行数据采集, 实现对

当前整个配电网运行状态的准确估计，为配电网优化运行提供可靠的数据支撑，从而有效避免了传统部署方案带来的冗余配置问题，受到了科研人员的广泛关注^[8-11]。

随着配电网中智能设备的多样化和渗透率的提升，其产生的数据将呈指数增长^[12]。智能配电终端的部署方法将会直接影响到配电网数据处理及分区控制的效果^[13]，因此，研究配电终端部署方法有助于提高系统的性能、实时性和可靠性，同时降低了运营和维护的成本。而目前有关此方面的研究越来越多，例如文献[14]针对配电系统的分布式协同优化控制需求，基于群落理论划分边缘计算自治区域，通过计算通信-电力混合熵辅助实现终端的最优部署。该方法对电力熵和信息熵进行简单的加权求和，然而实际应用中如何确定两者权重系数非常困难。文献[15]基于配电系统拓扑特征和居民区空间特征，利用改进的密度峰值分析算法确定配电终端部署的数量、地址及服务范围，该方法未考虑通信对配电终端部署的影响，因此不适用于实时性要求较高的应用场景。对此，文献[16]通过建立同时考虑智能终端、传输延时和鲁棒性的模型，将配电终端部署问题转化为带约束条件的最小支配集优化问题，设计了基于重合支配的配电终端部署算法。文献[17]考虑不同业务的可靠性，建立了一种新型的需求响应通信机制，并结合配电终端部署算法的优化，提升了系统的整体性能。上述方法均考虑了通信对于配电终端部署的影响，但仍难以直接应用于状态快速变化的配电系统，特别是时空相关性对边缘计算节点的部署影响很大。此外随着新型配电系统的发展，智能终端的部署也面临难以精确建模、计算复杂度高、动态环境适应性差等问题^[18-20]。

本文的主要贡献如下。

1) 提出了基于“最小化精准采集”与“计算推演”的智能终端部署优化方法。通过建立关键节点选择模型，设计差异化终端配置策略，在保证状态可观测性的前提下显著降低终端数量与通信负载。

2) 提出了面向智能配电网的协同混合推演方法(computational deduction method for smart power distribution network, DMC)。通过融合物理规律与数据驱动方法，实现对基波潮流、谐波分布及频率稳定的多层级推演，通过引入自适应滤波与协同优化机制，助力智能配电网实现精准、高效率的分析决策。

1 面向智能配电网的计算推演模型

实时量测中心通过调度 D5000 系统^[21]、配自系

统^[22]及用采系统^[23]获取中压侧数据，构建包含配变电压、功率及线路开关状态的多维数据集。该数据集整合了来自智能融合终端采集的核心参数以及来自其他系统的相关数据，并建立智能配电网计算推演模型。要实现智能配电网状态的准确推演，需以智能终端的优化配置为前提，其输出的“最小化关键节点集”为计算推演提供了精准且高效的数据采集基础；而计算推演是整套方法的核心环节，它基于这些有限节点的数据，通过图神经网络-深度强化学习(graph neural network-deep reinforcement learning, GNN-DRL)模型推演出全网状态。推演结果的误差可作为反馈信号，反向校验并优化终端部署策略，从而实现从“物理部署”到“数字推演”再回到“物理优化”的持续改进，共同保障了配电网状态感知的精度与经济性。

基于上述原理，建立如图 1 所示的智能配电网计算推演模型，具体组成如下。

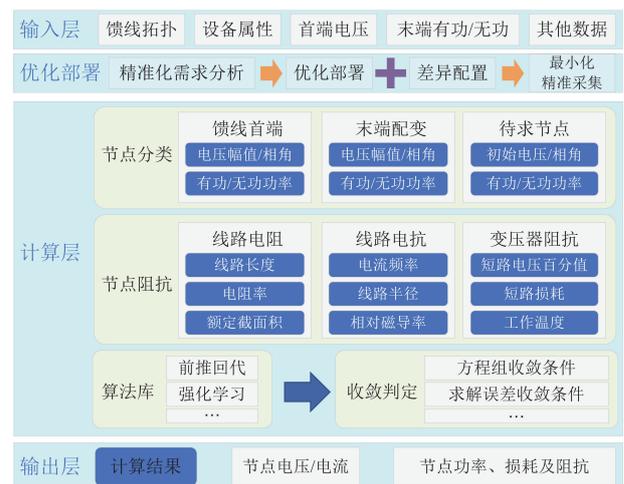


图 1 面向智能配电网的计算推演模型

Fig. 1 Computational extrapolation architecture for smart distribution grids

1) 输入层：为推演计算提供数据基础，主要包括馈线电气拓扑、节点设备参数、首端节点电压、末端节点电流与功率，以及其他节点的量测数据。

2) 优化部署：通过分析智能终端的精准化采集需求，对智能终端的部署进行优化及差异化配置，实现系统的最小化精准采集。

3) 计算层：作为架构的核心，包含 4 个模块：
 (1) 节点分类，根据已知电气量将节点划分为馈线首端(已知电压)、末端配变(已知功率)和待求节点；
 (2) 节点阻抗计算，集成线路电阻、电抗、变压器阻抗等参数的计算模型，依据线路长度、电阻率、截面、磁导率及短路损耗等设备属性求解网络阻抗参

数; (3) 算法库, 集成前推回代、强化学习等多种计算推演算法; (4) 收敛判定, 对迭代计算过程进行收敛性判断, 其准则包括方程组收敛条件和计算数据与采集数据间的误差阈值。

4) 输出层: 输出最终的计算推演结果, 主要包括节点电压、节点电流、节点功率及网络损耗等。

该模型通过分层解耦与模块化设计, 实现了从多源数据输入到精准潮流结果输出的完整流程, 为智能配电网的分析与决策提供了可靠支撑。

2 基于精准采集的终端部署优化及方法

2.1 智能终端最小精准化采集需求分析

智能配电终端的精准化数据采集是确保配电网稳定运行和优化管理的基础, 应以满足配电网基础运行需求的最小参数集合为核心, 通过精准量化指标实现关键数据的最优采集。对此, 最小精准化采集标准如下。

1) 核心参数采集基线。建立覆盖配电网基础运行状态的最小参数集合, 以支持配电网运行状态监控和故障诊断。(1) 电压/电流: 精确采集三相基波量值, 满足电压偏差率及不平衡度计算需求。(2) 有功/无功功率: 仅采集支撑线损计算及功率因数校正的关键功率分量。(3) 工频参数: 单点频率测量精度满足 ± 0.02 Hz 的准入门槛。(4) 功率因数: 采集周期内均值数据。(5) 谐波特征: 限定采集总谐波畸变率 (total harmonics distortion, THD) 及 3/5/7 次特征谐波。(6) 关键非电量参数: 例如关键设备温度、变压器 SF6 气体浓度及绝缘状态等。

2) 最简采集性能指标。基于参数动态特性建立差异化采集规范。(1) 采集频率: 电压/电流执行 1 s 基础采样, 功率参数采用 5 s 滑动窗均值, 谐波指标按 15 s 间隔更新。(2) 采集精度: 电压/电流满足 0.5 级标准, 功率测量误差 $\leq 1\%$, 谐波幅值检测相对误差 $\leq 5\%$ 。

3) 必要存储传输标准。构建满足基础运维需求的最小数据体系。(1) 本地存储: 配置 72 h 核心参数滚动存储, 保留故障前 1 min 波形数据。(2) 传输通道: 采用窄带物联技术传输关键指标报文, 定义 0.5% 数据丢包率容忍阈值, 配置轻量级 AES-128 加密算法。

通过建立上述精准量化的最小参数集合、性能基线及功能标准, 在确保配电网基础监控需求的前提下, 有效控制终端设备的资源占用与运维成本, 实现精准化采集与系统效能的最优平衡。

2.2 面向智能配电终端部署的差异化配置策略

为了减少智能配电终端的数量, 采用最小化精准采集的方法, 进而有效降低部署成本, 同时能够减少采集数据量、降低通信负载^[24]。假设配电系统中需要监测的节点数量为 N , 包含所有的变压器、开关和馈线分支点等, \mathbf{X} 为配电系统节点的全状态向量, 表征所有节点的实时运行状态, 即 $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]^T$ 。定义一个选择对角矩阵 \mathbf{S} , 用于表示配电系统的关键节点, 则

$$\mathbf{S} = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_N) \quad (1)$$

式中: $s_i \in \{0, 1\}$, $s_i = 1$ 时表示节点 i 必须为智能终端, $s_i = 0$ 时表示节点 i 可以不是智能终端。通过优化选择关键节点, 实际部署的新增物理终端数量减少到 n 。

定义存量终端部署向量 $\mathbf{E} = \text{diag}(e_1, e_2, \dots, e_N)$ ($e_i \in \{0, 1\}$), $e_i = 1$ 时表示节点 i 为智能终端, $e_i = 0$ 时表示节点 i 不是智能终端, 则选择矩阵 \mathbf{S} 需满足存量设备复用约束。

$$|\mathbf{S}| \geq |\mathbf{E}| \quad (2)$$

式中: 当 $e_i = 1$ 时强制 $s_i = 1$, 确保存量终端数据复用。

“最小化精准采集”的前提是新增智能终端部署数量的最小化, 且智能终端之间的距离要合理(确保通信的可靠性), 即智能终端部署优化的目标函数 J 表示为

$$J = \min \|\mathbf{S} - \mathbf{E}\| + \beta \cdot C_{\text{geo}}(\mathbf{S}) \quad (3)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为 L1-范数; β 为惩罚项的权重系数, $\beta < 0$; $C_{\text{geo}}(\mathbf{S})$ 为智能终端之间的最大通信距离。

上述优化目标函数必须同时保证被选择的节点状态能够代表整个配电系统的状态, 定义代表性误差函数 $E(\mathbf{S})$ 为

$$E(\mathbf{S}) = \|\mathbf{X} - \mathbf{S}\mathbf{X}\|_2 \quad (4)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 为 L2-范数。

式(4)的收敛条件是误差在容许范围内, 即

$$E(\mathbf{S}) \leq \varepsilon \quad (5)$$

式中: ε 为精准化阈值, 确保推演结果满足工程精度需求。

2.3 基于智能配电终端的状态估计方法

在最小化智能配电终端部署后, 通过数字系统进行基于混合数据融合架构的状态推演。通过选取关键节点数据, 构建配电系统的状态估计模型。假设在 t 时刻智能终端采集的数据向量 $\mathbf{Y}(t)$ 包含存量与新增终端数据。

$$Y(t) = [y_1(t) \ y_2(t) \ \cdots \ y_p(t)]^T \cup [y_1(t) \ y_2(t) \ \cdots \ y_q(t)]^T \quad (6)$$

式中: $y_i(t)(i=1,2,\dots,n)$ 为第 i 个节点部署的终端所采集的电压、电流等物理量, 在信息传输中为数据包, 其中 p 个元素来自存量终端, q 个元素来自新增终端($p+q=n$)。

传统静态状态估计方法难以有效应对配电系统中由分布式电源波动、负荷时变性及拓扑重构引发的动态特性。为此, 提出一种改进卡尔曼滤波方法, 通过动态建模、正则化约束与自适应噪声协方差调整, 实现状态估计矩阵的实时更新。定义在 t 时刻配电系统状态向量为 $X(t) \in \mathbb{R}^m$, 则状态估计模型可表示为

$$X(t) = H(t)Y(t) + \eta(t), \eta(t) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma_\eta) \quad (7)$$

式中: $H(t) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为配电系统融合存量终端数据的增强状态估计矩阵, 反映系统拓扑与物理规律, 需要动态估计; $\eta(t)$ 为在 t 时刻的测量噪声向量, 表征测量误差和模型不确定性; $\eta(t) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma_\eta)$ 表示噪声向量服从多元正态分布(高斯分布); Σ_η 为噪声的协方差矩阵, 描述了噪声各分量之间的方差和相关性。为构建递推框架, 首先将 $H(t)$ 按列向量化为高维状态向量 $h(t) \in \mathbb{R}^{mn \times 1}$, 表示为

$$h(t) = \text{vec}(H(t)) = \begin{bmatrix} H_{:,1}(t) \\ \vdots \\ H_{:,n}(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $H_{:,n}(t)$ 为 $H(t)$ 的第 n 列元素组成的列向量; $\text{vec}(\cdot)$ 为向量化函数。

基于此, 建立动态状态空间模型为

$$\begin{cases} h(t) = h(t-1) + w(t), w(t) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, Q(t)) \\ X(t) = (Y(t)^T \otimes I_m)h(t) + \eta(t), \eta(t) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma_\eta) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $w(t)$ 为在 t 时刻的过程噪声向量; \otimes 为 Kronecker 积; I_m 为 $n \times m$ 维单位矩阵; $Q(t)$ 为过程噪声的协方差矩阵。递推估计过程步骤如下。

1) 基于前一时刻后验估计 $\hat{h}(t-1|t-1)$ 及其协方差 $P(t-1|t-1)$, 计算先验状态与协方差。

$$\hat{h}(t|t-1) = \hat{h}(t-1|t-1) \quad (10)$$

$$P(t|t-1) = P(t-1|t-1) + Q(t) \quad (11)$$

式中: $P(t|t-1)$ 为从 $t-1$ 到 t 时刻所有量测数据的后验估计误差协方差矩阵。

2) 动态调整增益矩阵以平衡预测与量测的权重。

$$K(t) = P(t|t-1)(Y(t) \otimes I_m)^T [(Y(t) \otimes I_m)P(t|t-1)(Y(t) \otimes I_m)^T + R(t)]^{-1} \quad (12)$$

式中: $K(t)$ 为 t 时刻的卡尔曼增益矩阵。

3) 利用实时量测残差 $\epsilon(t)$ 修正估计值。

$$\epsilon(t) = X(t) - (Y(t) \otimes I_m)\hat{h}(t|t-1) \quad (13)$$

$$\hat{h}(t|t) = \hat{h}(t|t-1) + K(t)\epsilon(t) \quad (14)$$

$$P(t|t) = (I_{mn} - K(t)(Y(t) \otimes I_m))P(t|t-1) \quad (15)$$

式中: I_{mn} 为一个 $mn \times mn$ 维的单位矩阵, 用来维持矩阵维度平衡。

4) 为应对非平稳噪声, 采用指数平滑更新 $R(t)$ 。

$$R(t) = \alpha R(t-1) + (1-\alpha)(\epsilon(t)\epsilon(t)^T - [Y(t) \otimes I_m]P(t|t-1)(Y(t) \otimes I_m)^T) \quad (16)$$

式中: $\alpha \in (0,1)$ 为遗忘因子, 用于抑制噪声突变影响。

5) 过程噪声协方差引入参数 λ , 约束状态变化速率。

$$Q(t) = \lambda^{-1}I_{mn} \quad (17)$$

式(17)通过调节 λ 抑制量测异常值导致的参数异常波动。

综上, 智能终端部署优化策略流程如图 2 所示。

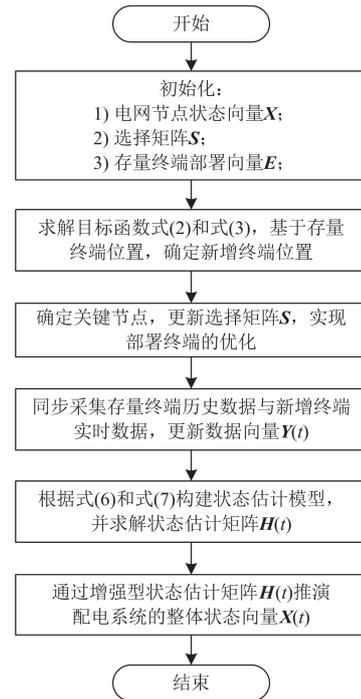


图 2 智能终端部署优化策略流程图

Fig. 2 Flowchart of smart terminal deployment optimization strategy

3 面向智能配电网的计算推演方法

3.1 智能配电终端数据预处理

配电终端的数据预处理不仅决定了数据的准确性和完整性, 也为后续的计算推演提供了可靠的

基础数据。由于数据在传输过程中可能出现丢失、异常等情况, 预处理步骤至关重要。

配电终端采集的数据主要包括电压、电流、有功功率、无功功率、谐波相关参数(THD 及各次谐波)、系统频率、拓扑连接关系以及设备状态(如变压器、断路器、线路等的温度、负载率等状态参数)。对于实时状态数据, 采用基于历史数据的校核方法, 即将当前数据与历史同期数据进行对比, 检测其是否存在异常, 在 t 时刻状态数据的差值 $\Delta x(t)$ 表示为

$$\Delta x(t) = |x(t) - x(t-1)| \quad (18)$$

如果 $\Delta x(t)$ 超过了预定阈值, 则认为此时状态数据异常。

为校核电气量的合理性, 需要将实测数据与设备典型参数或运行标准作为参照进行比对。例如, 电压和频率应在规定的偏差范围内, THD 和各次谐波含有率不应超过国家标准限值, 有功、无功功率需符合配电区域内的功率平衡条件。对于温度等非电气量, 则应结合设备铭牌参数、环境温度及历史运行区间进行综合判断。一旦发现异常数据, 则进行相应的数据修复, 首先采用基于 K 均值的聚类算法, 将历史数据和当前数据进行聚类, 得到相似的数据集合, 通过构建目标函数 J' , 使同一簇内数据点的相似度最高。

$$J' = \sum_{j=1}^K \sum_{k=1}^M \|x_k^{(j)} - \mu_j\|^2 \quad (19)$$

式中: $x_k^{(j)}$ 为第 j 个簇的第 k 个数据点的特征向量, 包含电压、电流、功率、温度等在一个时间点的多维度量测值; M 为第 j 个簇的数据点数; K 为簇的数量; μ_j 为第 j 个簇的中心(质心)。求解目标函数式(19), 对相似数据集合进行加权平均, 基于式(20)计算出缺失数据的填补值 x_{new} 。

$$x_{\text{new}} = \frac{\sum_{k=1}^M w_k x_k}{\sum_{k=1}^M w_k} \quad (20)$$

式中: w_k 为第 k 个数据点的权重。

针对上述检测到的异常数据, 如果完全无法修复, 则直接剔除; 而对于轻微异常数据, 则基于相邻数据进行修正, 修正值 $x_{\text{cr}}(t)$ 表示为

$$x_{\text{cr}}(t) = \begin{cases} \text{无效值}, & x(t) > \bar{x} + \eta\sigma \\ \frac{x(t-1) + x(t+1)}{2}, & x(t) \leq \bar{x} + \eta\sigma \end{cases} \quad (21)$$

式中: \bar{x} 为一段历史窗口内数据的平均值; η 为阈值系数(常数), 用于定义异常值的界限; σ 为该历史窗口内数据的标准差。

综上, 智能配电终端采集各类数据, 然后对采集的数据进行校核, 检测异常数据; 其次对异常数据进行修复, 确保数据的完整性和合理性; 最后, 将处理后的数据存储到数据库中, 为后续计算推演提供基础数据, 确保计算推演的准确性和可靠性, 从而提升智能配电终端的运行效率和安全性。

3.2 基于 GNN-DRL 的配网协同混合推演方法

图神经网络(graph neural network, GNN)^[25]适用于图结构数据处理, 可对配电网拓扑中的节点依赖关系和潮流传播特性进行建模, 通过聚合邻居节点信息实现电网状态的精准表征与推演。深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)^[26-27]能够有效处理高维状态空间、连续动作空间及长期目标优化问题, 尤其适用于新能源波动与负荷变化等不确定性较高的配电网动态决策环境。基于此, 可构建基于 GNN-DRL 的配网协同推演框架, 其中 GNN 的输入包括: 1) 电网拓扑的邻接矩阵, 图中节点表示母线、开关、变压器等电气节点, 边表示电气连接关系, 边权重可设置为线路阻抗参数; 2) 节点电气特征向量, 包括电压、电流、功率、谐波畸变率及频率等实时量测或估计数据。为解决异构数据问题, 对不同类型的特征进行归一化处理, 并将非实质拓扑关系通过邻接矩阵进行编码表示。GNN 通过多层图卷积聚合节点特征, 生成了融合网络结构与电气信息的嵌入表示。该嵌入并非无物理意义的抽象编码, 而是蕴含拓扑关联与电气状态的高维表征, 既可作为 DRL 智能体的状态输入, 也可用于局部推演计算。

据此建立全新的状态空间 s_t 和 a_t , 表示为

$$\begin{cases} s_t = [V, I, P, Q, \text{THD}, f, G_{\text{embed}}] \\ a_t = [\Delta Q_c, R_{\text{switch}}] \end{cases} \quad (22)$$

式中: V 为电压; I 为电流; P 为有功功率; Q 为无功功率; THD 为总谐波畸变率; f 为频率; G_{embed} 为 GNN 拓扑的编码值; ΔQ_c 为无功补偿设备的调节量; R_{switch} 为重合闸开关的分合状态, 其奖励函数表示为

$$r_t = -(\zeta_1 \cdot \|V - V_{\text{ref}}\| + \zeta_2 \cdot P_{\text{loss}} + \zeta_3 \cdot I_{\text{harm}}) + \zeta_4 \cdot P_{\text{DER}} \quad (23)$$

式中: V_{ref} 为电压参考值; P_{loss} 为损耗功率; I_{harm} 为谐波抑制电流; P_{DER} 为分布式能源资源(distributed energy resources, DER)的功率; ζ_1 、 ζ_2 、 ζ_3 、 ζ_4 分别为电压偏差、网损优化、谐波抑制和 DER 奖励的权重系数。

基于上述架构, 配电网的推演计算采用“物理模型为核心, AI 输出为输入”的混合架构, 具体过程如下。

1) 基波潮流与功率推演：基于能量守恒定律建立功率推演方程。

$$P_{in} = P_{out} + I^2 R_{\theta} + K_{fe} f B + P_{EV-charge} - P_{PV} \quad (24)$$

式中： P_{in} 为系统从电源侧接收的总功率； P_{out} 为供给负荷的有用功率； R_{θ} 为温度相关绕组电阻； K_{fe} 为铁损系数； B 为磁感应强度； $P_{EV-charge}$ 和 P_{PV} 分别为电动汽车充电功率与光伏发电功率。对于高供低计配变，采用绕组归算算法计算一次侧电压 V_{1c} 。

$$V_{1c} = N_{tr} V_2 + \frac{P_{cu} + P_{fe}}{I_{rated}} \quad (25)$$

式中： N_{tr} 为变压器匝数比； V_2 为二次侧实测电压； P_{cu} 和 P_{fe} 分别铜损和铁损功率； I_{rated} 为额定电流。采用前推回代法可高效求解辐射状配电网的基波潮流分布。

2) 谐波潮流推演：为评估电能质量(THD、特征次谐波)，对传统前推回代法进行扩展，实现多频率谐波推演。(1) 根据 GNN 输出的嵌入向量解码谐波状态，估计主要谐波源(如光伏逆变器、电动汽车充电桩)的谐波电流发射特性(各次谐波电流幅值与相位)；(2) 为特征谐波(如 3/5/7 次)单独建立谐波阻抗模型(线路、变压器阻抗按谐波次数折算)，通过网络节点注入谐波电流源，并针对各次谐波分量分别执行前推回代计算，求解各节点的谐波电压与电流分布；(3) 将各次谐波结果与基波结果按叠加原理合成，得到 THD 等指标。

3) 频率推演：在基波潮流推演的基础上，引入频率-功率静态特性方程，形成迭代回路。通过前推回代计算得到全网有功功率不平衡量 ΔP ，根据系统等效频率调节系数 K_{sys} (由发电机调差特性与负荷频率特性共同决定)，计算频率偏差 $\Delta f = \Delta P / K_{sys}$ 。利用该频率偏差修正发电机出力与负荷功率，重新进行前推回代计算，直至功率与频率变化收敛。该推演结果用于评估系统频率稳定性，并作为奖励函数的一部分引导 DRL 智能体的决策。

4) 在线协同优化与学习：采用多智能体 DRL 实现多目标协同。其中上层策略网络通过近端策略优化算法生成全局电压调节指令，为了在与环境(配电网运行环境)的交互中实现长期累积奖励(式(23))的最大化，构建目标函数 $L^*(\theta)$ 。

$$L^*(\theta) = \mathbb{E}_{\Delta t} [\min(r_{\Delta t}(\theta) \hat{A}_{\Delta t}, c(r_{\Delta t}(\theta), 1 - \kappa, 1 + \kappa) \hat{A}_{\Delta t})] \quad (26)$$

式中： $\mathbb{E}_{\Delta t}$ 为关于时间步 Δt 的期望值； $r_{\Delta t}$ 为概率比；

$\hat{A}_{\Delta t}$ 为在时间步 Δt 的优势函数估计值； $c(\cdot)$ 为裁剪函数，通过设定一个明确的上下界，从物理上限制策略在单次更新中可以改变的幅度； κ 为裁剪超参数，决定了策略更新的“步长”。

下层价值网络基于时序差分误差计算局部功率平衡奖励，实现无功补偿最优，可通过前推回代法计算第 i 个节点的功率 P_i 。

$$P_i = P_{i+1} + \sum_{h=1}^{N_{br}} I_h^2 Z_h \quad (27)$$

式中： Z_h 为第 h 条支路的线路阻抗； I_h 为第 h 条支路电流； N_{br} 为支路总数。

综上所述，上述面向智能配电网的计算推演方法有效解决了非均匀量测场景下的配电网状态感知、电能质量评估与计算精度问题。

4 算例分析

4.1 算例设置

为验证所提方法的有效性，参考文献[28]中的智能配电网算例，其拓扑及节点类型如图 3 所示。仿真参数设置与参考文献[28]保持一致，并采用蒙特卡洛方法随机生成了 50 组运行场景进行仿真。主要采用如下指标衡量算法的优劣。

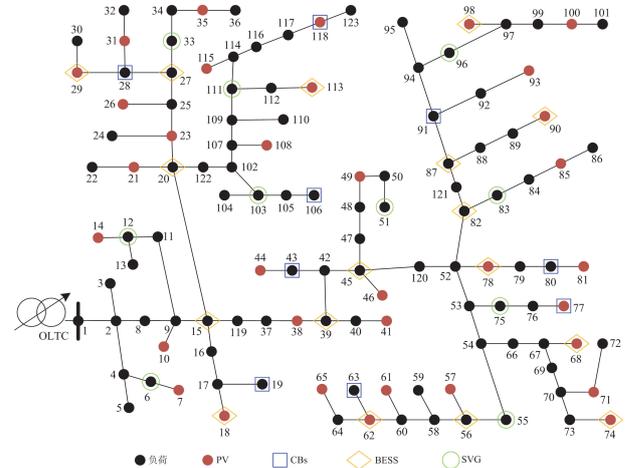


图 3 IEEE123 节点算例拓扑图

Fig. 3 Topology of IEEE 123-bus test case

1) 数据采集覆盖率 R_{DC}

$$R_{DC} = \frac{N_{act}}{N_{key}} \times 100\% \quad (28)$$

式中： N_{act} 和 N_{key} 分别为实际采集节点的数量和关键节点的数据。 R_{DC} 用来表征不同部署方法下配电网的整体数据采集能力。

2) 计算推演精度 R_{DA} (参考基准值)

$$R_{DA} = \left(1 - \frac{\|X_{dedu} - X_{real}\|_2}{\|X_{real}\|_2} \right) \times 100\% \quad (29)$$

式中: X_{dedu} 和 X_{real} 分别为推演计算的值和实际值。 R_{DA} 表示通过计算推演模拟得出数据的精度, 体现推演模型的有效性。

3) 冗余率 R_{RF} (基于 $N-1$ 准则)

$$R_{RF} = \frac{N_{sleep}}{N_{total}} \times 100\% \quad (30)$$

式中: N_{sleep} 和 N_{total} 分别为休眠节点的数量和部署节点的总数。 R_{RF} 表示系统在终端失效时维持正常运行的能力, 反映系统的容错性。

此外, 还包括网络负载率(R_{NL})^[18]、推演时间(T_R)^[19]等指标, R_{NL} 衡量配电网通信网络的使用情况, 表示网络的带宽和负载压力; T_R 为终端采集-处理-推演-上传所用的平均时间, 反映系统的快速响应能力。

为了便于分析仿真结果, 与以下方法进行对比。

1) “一对一”智能终端部署方法(“One-to-one” smart terminal deployment, OOD): 所有节点均部署智能配电终端, 数据采集的频率较高。2) 基于终端类型的混合部署优化方法(hybrid deployment optimization based on terminal types, HDT)^[29]: 采用不同类型的终端部署, 电气量终端与非电气量终端分布优化。3) 基于数据采集频率的智能终端部署优化方法(terminal deployment optimization based on data collection frequency, DCF)^[30]: 关键区域高频采集, 一般区域低频采集。4) 考虑终端能耗的部署优化方法(deployment optimization considering energy consumption of terminals, DCE)^[31]: 基于功耗优化的终端, 减少终端的运行时间。5) 考虑通信网络限制的终端部署优化方法(terminal deployment considering communication network constraints, DCC)^[32]: 多种通信技术组合使用, 优化网络传输。

虽然对比方法(OOD/HDT/DCF/DCE/DCC)优化目标各异, 但分别代表终端部署的 5 大核心维度: 全覆盖、类型混合、采集频率、能耗约束和通信适配。旨在验证 DMC 方法在综合效能上的普适优势。

4.2 部署性能仿真结果与分析

表 1 为不同方法的终端部署结果, 表 2 为不同方法的性能, 图 4 为所提方法的终端部署仿真结果。根据结果可知, 所提 DMC 在多项关键性能指标上实现了最佳平衡。其在保证极高数据采集覆盖率(98.39%)和最高计算推演精度(99.36%)的同时, 将

表 1 不同方法的终端部署结果

方法	总节点数	存量终端 复用数	新增 终端数	总终端数	关键节点 覆盖率/%
OOD	123	0	100	100	100
HDT	123	38	43	81	97.63
DCF	123	40	32	72	96.37
DCE	123	30	24	54	93.47
DCC	123	35	30	65	96.82
DMC	123	47	12	59	98.39

表 2 不同方法的部署性能

方法	$R_{DC}/\%$	$R_{DA}/\%$	$R_{NL}/\%$	$R_{RF}/\%$	T_r/ms
OOD	100	—	79.84	4.96	51.04
HDT	97.63	98.17	60.29	7.06	44.73
DCF	96.37	97.62	49.92	6.18	39.86
DCE	93.47	95.49	40.26	8.97	32.29
DCC	96.82	97.24	29.93	7.38	34.79
DMC	98.39	99.36	34.73	8.26	29.65

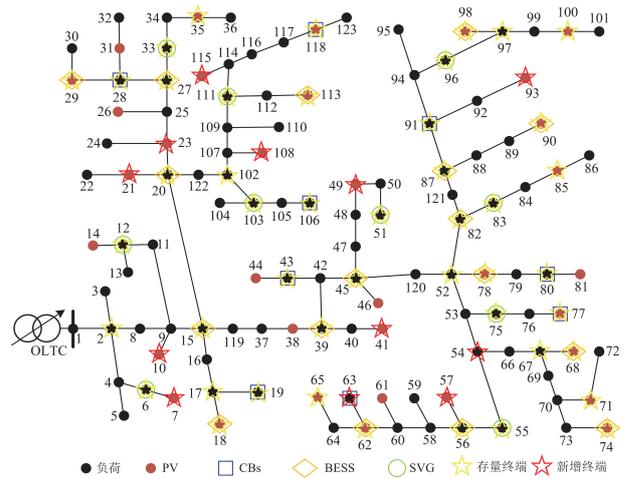


图 4 所提方法的终端部署仿真结果

Fig. 4 Terminal deployment simulation results of the proposed method

终端总数减少至 59 个, 新增终端数最低(12 个)。此外, DMC 的响应时间最短(29.65 ms), 冗余率较高(8.26%), 体现了该方法在精度、效率和成本效益方面的综合优势。

图 5 所示为不同方法数据采集覆盖率的分布特性。根据表 2 和图 5 可知, 由于 OOD 采用的是一个节点部署一个智能终端, 并没有对数据采集点进行优化, 其覆盖率始终为 100%。但是, 相比于 HDT、DCF、DCE 和 DCC, 所提 DMC 的覆盖率分别提高了 0.67%、1.02%、4.92% 和 1.57%。这是由于 HDT

通过部署不同类型的终端并优化网络结构，维持了较高的覆盖率；而 DCE 由于控制了对终端的使用率，以能效最小化为优化目标，其覆盖率在所有方法中最低。

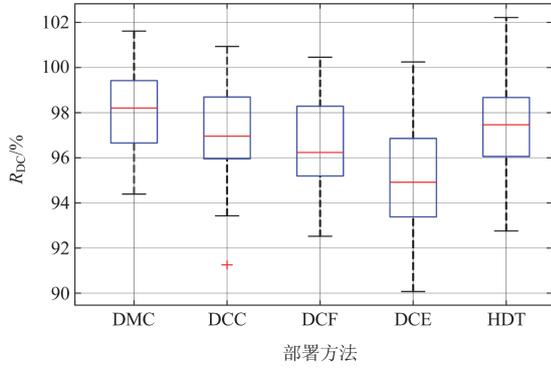


图 5 不同方法数据采集覆盖率的分布特征

Fig. 5 Distribution characteristics of data collection coverage by different methods

图 6 所示为不同方法计算推演精度的分布特征。在平均计算推演精度上，相比于 HDT、DCF、DCE 和 DCC，所提 DMC 分别提高了 1.09%、1.74%、3.87%和 2.22%，其通过动态调整推演精度，保证了计算推演的准确性。而 DCE 和 DCC 为降低能耗和减少终端数量在计算推演精度上有所妥协。

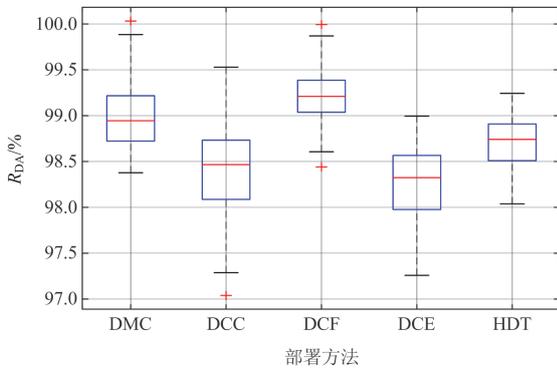


图 6 不同方法计算推演精度的分布特征

Fig. 6 Distribution characteristics of computational inference accuracy by different methods

图 7 所示为不同方法在不同场景下的网络负载率对比。在平均网络负载上，相比于 OOD、HDT、DCF、DCE 和 DCC，所提 DMC 的负载率分别降低了 35.09%、25.56%、15.19%和 5.53%；但是相比 DCC，所提 DMC 的网络负载率提高了 4.8%。这是由于 DCC 的优化目标就是降低网络负载，并通过优化通信技术，减少数据传输量，因此该方法牺牲了其他性能获得了最优的网络负载性能。此外，DCE 通过降低终端工作频率，降低了通信需求，其网络

负载率也较低。

图 8 所示为不同方法在不同场景下的推演时间对比。相比于 OOD、HDT、DCF、DCE 和 DCC 方法，所提 DMC 部署方法的 T_R 分别降低了 41.91%、33.71%、25.61%、8.18%和 14.77%。由于所提 DMC 方法通过减少数据量，优化了计算推演算法，因此其耗时最短，证明了所提方法能够更快地响应系统的变化。

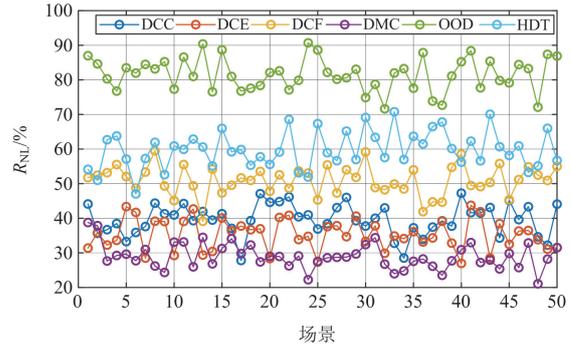


图 7 不同方法在不同场景下的网络负载率

Fig. 7 Network load rate in different scenarios and methods

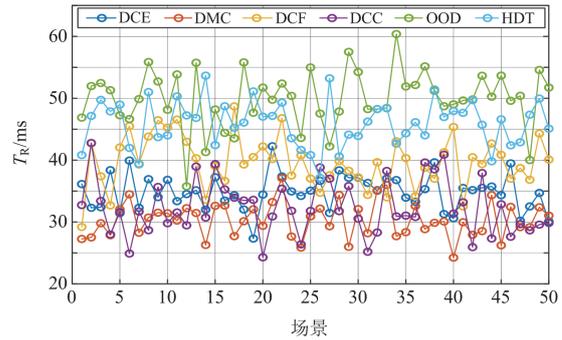


图 8 不同方法在不同场景下的推演时间

Fig. 8 Response time in different scenarios and methods

冗余率主要考量智能终端的利用率，图 9 所示为不同方法冗余率的分布特征。根据表 2 和图 9 可知，所提方法虽然仅部署了 59 个终端，但相比于 OOD、HDT、DCF 和 DCC，其冗余率分别提高了 3.30%、1.20%、2.08%和 0.88%。虽然 OOD 采用了“一对一”的终端部署方案，但是其未对部署方法和计算推演方法进行优化，所以其冗余率在所有方法中最低，体现了所提方法的“最小化”和“精准化”。而 HDT 通过部署不同类型的终端并优化网络结构，具有较高的冗余率；而 DCC 因为对通信网络进行了充分的优化，其冗余率也较高。而 DCE 方法对配电终端的运行状态进行了优化，降低了终端使用率，意味着有更多的终端处于休眠状态，能够更加从容地应对终端失效的情况，因而冗余率最高。

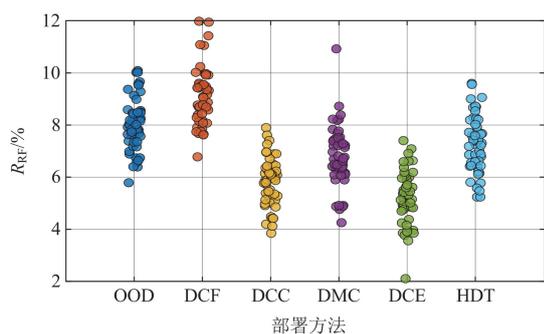


图9 不同方法冗余率的分布特征

Fig. 9 Distribution properties of redundancy rates for different methods

4.3 成本性能仿真结果及分析

为了评估所提智能终端部署优化方法的性能, 分别选取终端部署总数量 N_D 、部署成本 C_D 、运维工作量 O_M 、能源消耗量 E_C 等作为性能指标。其中, N_D 用来衡量实际部署的终端数量, 反映硬件资源的使用情况; C_D 包括终端设备的采购和安装成本, 体现整体投资费用, 单位是万元/年; O_M 表示每年所需的运维时间, 反映维护资源的消耗情况, 单位是 h/年; E_C 表示终端每年运行的能耗情况, 反映系统的节能性能, 单位是 kWh/年。不同指标的仿真结果如表 3 所示。

表 3 不同方法成本性能的仿真结果

Table 3 Cost performance simulation results of different methods

方法	N_D	C_D	O_M	E_C
OOD	100	104	305	505
HDT	81	78.5	210	410
DCF	72	83.5	195	355
DCE	54	74.5	180	305
DCC	65	68	165	325
DMC	59	70.5	170	270

在终端部署数量上, 相比于 OOD、HDT、DCF 和 DCC 方法, 所提 DMC 所需的终端数量分别降低了 41%、27.16%、18.06% 和 9.23%。而在部署成本指标上, 相比于 OOD、HDT、DCF 和 DCE, 所提 DMC 的部署成本分别降低了 32.21%、10.19%、15.57% 和 5.37%。由于 OOD 要求每个节点都部署智能配电终端, 因此其需要终端的数量最高, 部署成本也最高, 且所有数据都依赖物理终端采集。相比之下, 所提 DMC 和 DCE 有效减少了终端数量, 主要是通过推演技术和节能措施降低了对终端的依赖。而部署成本方面, 由于 HDT 采用了混合类型的终端, 导致其终端数量虽然比 DCF 大, 但是成本

却更低。同理, DCC 同样采用了不同类型的终端, 并且考虑了通信网络的特性, 因此其部署成本最低。而所提的 DMC 虽然全部部署了智能终端, 但是其数量较小, 实现了性能与成本的平衡。

在运维工作量指标上, 相比于 OOD、HDT、DCF 和 DCE, 所提 DMC 的运维工作量分别降低了 44.26%、19.05%、12.82% 和 2.78%。所提 DMC 和 DCC 通过减少终端工作时间和能耗, 实现了运维工作量最低。而 OOD 因为部署的终端数量多, 运维工作量最大。DCF 和 DCE 也能够动态调整终端需求有效降低运维工作量。相比于 OOD、HDT、DCF、DCE 和 DCC, 所提 DMC 的运维工作量分别降低了 46.53%、34.15%、23.94%、11.48% 和 16.92%。由于所提 DMC 考虑了能耗优化和智能终端的数据采集效率, 不仅减少了终端数量, 还通过能效优化措施降低了整体能耗, 相比其他方法实现了整体能耗最小。这对于大规模配电网来说具有重要意义, 节省了大量的运营成本。

5 结论

本文提出的“最小化精准采集+协同混合推演”的智能终端部署优化方法, 有效解决了配电网中感知终端配置覆盖不足与重复部署的问题。同时, 提出了面向智能配电网的计算推演方法, 为分布式能源、储能和电动汽车等的发展提供了技术支持, 促进了传统配电网向智慧配电网的转型升级, 通过仿真实验验证了其有效性。然而, 智能终端的优化部署方法在大规模复杂能源系统中的适用性和鲁棒性需进一步验证。下一步可着重于提升算法在大规模能源系统中的适应性, 优化终端协同采集的智能化水平, 同时加强与其他能源系统的联动, 支持智慧能源系统的全局优化和管理。

参考文献

- [1] 吴若冰, 张振超. 考虑新能源接入下的配电网线损综合检测方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(9): 145-150.
WU Ruobing, ZHANG Zhenchao. A comprehensive detection method for distribution network line loss considering the integration of new energy source[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(9): 145-150.
- [2] 罗国敏, 赵祎薇, 吴梦宇, 等. 适应高比例新能源接入的配电网改进型自适应电流保护方法[J]. 供用电, 2024, 41(9): 12-23.
LUO Guomin, ZHAO Yiwei, WU Mengyu, et al. Improved adaptive current protection method suitable for

- distribution network adapted to high proportion of new energy source accessed[J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(9): 12-23.
- [3] KONG Pengyong. A review of quantum key distribution protocols in the perspective of smart grid communication security[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(1): 41-54.
- [4] WANG Yi, CHEN Chienfei, KONG Pengyong, et al. A cyber-physical-social perspective on future smart distribution systems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2023, 111(7): 694-724.
- [5] 唐金锐, 鲍柯方, 曹芸玉, 等. 考虑负荷停电差异化的配电自动化终端混合优化配置方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(14): 157-166.
- TANG Jinrui, BAO Kefang, CAO Yunyu, et al. Hybrid optimal configuration method for distribution automation terminal considering load outage differentiation[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(14): 157-166.
- [6] HAN C, RAO R R, CHO S. Stochastic operation of multi-terminal soft open points in distribution networks with distributionally robust chance-constrained optimization[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2025, 16(1): 81-94.
- [7] NAGUIB M, OMRAN W A, TALAAT H E A. Performance enhancement of distribution systems via distribution network reconfiguration and distributed generator allocation considering uncertain environment[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2022, 10(3): 647-655.
- [8] 万思宇, 程杉, 刘炜炜, 等. 基于多主体博弈的配电网-多综合能源系统分布式优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(22): 111-122.
- WAN Siyu, CHENG Shan, LIU Weiwei, et al. Distributed optimal scheduling of distribution network-multi-integrated energy systems based on multi-agent game theory[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(22): 111-122.
- [9] KHALAF M, AYAD A, TUSHAR M H K, et al. A survey on cyber-physical security of active distribution networks in smart grids[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 29414-29444.
- [10] BAKKAR M, BOGARRA S, CÓRCOLES F, et al. Multi-layer smart fault protection for secure smart grids[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2022, 14(4): 3125-3135.
- [11] LIANG Dong, HE Guorun, ZENG Lin, et al. Efficient two-stage fault localization for distribution networks with optimally placed μ PMUs[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2025, 16(6): 5185-5199.
- [12] 龚立, 田猛, 董政呈, 等. 计及次生灾害影响的电力信息物理系统恢复方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(1): 59-70.
- GONG Li, TIAN Meng, DONG Zhengcheng, et al. A recovery method of cyber physical power system considering secondary disasters[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(1): 59-70.
- [13] 汪颖, 李元聪, 刘育权, 等. 配电网谐波源信息未知条件下的监测装置优化配置方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(19): 162-174.
- WANG Ying, LI Yuancong, LIU Yuquan, et al. Optimal placement method for monitoring devices under unknown harmonic source information in distribution networks[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(19): 162-174.
- [14] ZHANG Jian, YANG Ting, JI Hao, et al. Optimal locating method of edge computing device in cyber physical distribution system[J]. *Energy Reports*, 2022, 8(4): 684-694.
- [15] 杨凯, 陈中, 邓旭晖, 等. 考虑任务迁移的配电网边缘计算节点部署方法[J]. *电力工程技术*, 2023, 42(2): 119-129, 160.
- YANG Kai, CHEN Zhong, DENG Xuhui, et al. Edge computing node deployment method for distribution network considering task migration[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(2): 119-129, 160.
- [16] 赵徐炎, 崔允贺, 蒋朝惠, 等. CHAIN: 基于重合支配的边缘计算节点放置算法[J]. *计算机应用*, 2023, 43(9): 2812-2818.
- ZHAO Xuyan, CUI Yunhe, JIANG Chaohui, et al. CHAIN: edge computing node placement algorithm based on overlapping domination[J]. *Journal of Computer Applications*, 2023, 43(9): 2812-2818.
- [17] LI Danyang, MAO Yuxing, CHEN Xueshuo, et al. Deployment and allocation strategy for MEC nodes in complex multi-terminal scenarios[J]. *Sensors*, 2022, 22(18): 6719-6727.
- [18] AHSAN F, DANA N H, SARKER S K, et al. Data-driven next-generation smart grid towards sustainable energy evolution: techniques and technology review[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2023, 8(3): 696-737.
- [19] 刘博文, 张旭, 王怡, 等. 计及馈线自动化故障处理全过程的配电终端优化布置方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(9): 97-107.
- LIU Bowen, ZHANG Xu, WANG Yi, et al. Optimal layout method of distribution terminals considering the whole process of feeder automatic fault handling[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(9): 97-107.
- [20] 高崇, 唐俊熙, 张俊潇, 等. 多元数据融合的智能配电

- 网负荷分析预测管理系统[J]. 电测与仪表, 2024, 61(3): 113-123.
- GAO Chong, TANG Junxi, ZHANG Junxiao, et al. Load analysis and forecast management system of smart distribution network based on multivariate data source aggregation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(3): 113-123.
- [21] 王思尹, 粟时平, 王海明, 等. 基于切换系统理论的终端能量路由器能量路由控制方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(15): 81-90.
- WANG Siyin, SU Shiping, WANG Haiming, et al. An energy routing control method for a terminal energy router based on switching system theory[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(15): 81-90.
- [22] TALKINGTON S, GRIJALVA S, RENO M J. Power factor estimation of distributed energy resources using voltage magnitude measurements[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(4): 859-869.
- [23] 张智, 徐永海, 张世聪, 等. 直流配电网电能质量指标研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(3): 172-187.
- ZHANG Zhi, XU Yonghai, ZHANG Shicong, et al. Review of power quality indices of a DC distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(3): 172-187.
- [24] 张璐, 陈雪寒, 唐巍, 等. 低压配电台区移动柔性互联: 可行性分析、应用场景及展望[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(5): 1-12.
- ZHANG Lu, CHEN Xuehan, TANG Wei, et al. Mobile flexible interconnection in low-voltage distribution station areas: feasibility analysis, application scenarios and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(5): 1-12.
- [25] 郝蛟, 王冬, 邱剑, 等. 基于图神经网络与 Informer 融合的主动配电网状态估计[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(8): 12-19.
- HAO Jiao, WANG Dong, QIU Jian, et al. State estimation for active distribution network based on graph neural network and Informer fusion[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(8): 12-19.
- [26] 高冠中, 姚建国, 严嘉豪, 等. 基于多智能体深度强化学习的配-微网协同优化调度研究[J]. 智慧电力, 2024, 52(9): 80-87.
- GAO Guanzhong, YAO Jianguo, YAN Jiahao, et al. Collaborative optimization scheduling of distribution network and microgrids based on multi agent deep reinforcement learning[J]. Smart Power, 2024, 52(9): 80-87.
- [27] 冯昌森, 李邗邗, 汤飞霞, 等. 考虑配电系统拓扑变化的电压控制深度强化学习方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(8): 156-163.
- FENG Changsen, LI Hanye, TANG Feixia, et al. Deep reinforcement learning method for voltage control considering topology change of distribution system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(8): 156-163.
- [28] LIAO Chen, TEN Chee-Wooi and HU Shiyan. Strategic FRTU deployment considering cyber security in secondary distribution network[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(3): 1264-1274.
- [29] 李宏川, 赵宇, 李彬, 等. 配电网物联网边缘计算场景下基于改进 ANFIS 的电缆通道综合评估及智能预警方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 94-103.
- LI Hongchuan, ZHAO Yu, LI Bin, et al. Comprehensive assessment and intelligent early warning of cable passages based on improved ANFIS in the edge computing scenario of PDIoT[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 94-103.
- [30] RAHMANN C, CHAMAS S I, ALVAREZ R, et al. Methodological approach for defining frequency related grid requirements in low-carbon power systems[J]. IEEE Access, 2020, 8: 161929-161942.
- [31] ZHU Jizhong, LI Shenglin, BORGHETTI A, et al. Review of demand-side energy sharing and collective self-consumption schemes in future power systems[J]. iEnergy, 2023, 2(2): 119-132.
- [32] 胡志豪, 童宁, 刘琦, 等. 计及通信可靠性影响的配电终端分阶段选址选型及组网策略[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 89-97.
- HU Zhihao, TONG Ning, LIU Qi, et al. Staged selection of site and type for distribution terminals and networking strategy considering influence of communication reliability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(13): 89-97.

收稿日期: 2025-03-05; 修回日期: 2025-11-16

作者简介:

钟加勇(1981—), 男, 通信作者, 博士研究生, 高级工程师, 研究方向为电网数字技术、人工智能、数字配电网; E-mail: zhongjy0217@163.com

王雪文(1993—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电网数字技术、人工智能、数字配电网;

刘丁豪(1995—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电网数字技术、人工智能、数字配电网。

(编辑 许威)