

基于自适应图注意力网络的多时间尺度配电网重构与无功功率协同优化

滕杰, 刘会家, 肖懂

(三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 随着配电网与新能源的发展, 分布式电源(distributed generation, DG)广泛应用, DG的强间歇性、配电网的空间分布特性以及配电网电气量的时序性, 导致考虑维度单一的传统优化方法和优化算法在无功功率优化问题上难以实现配电网最优运行。在此背景下, 将配电网的空间分布特性与时间序列特性同时纳入考虑, 提出了一种基于自适应图注意力网络的多时间尺度配电网重构与无功协同优化方法: 基于自适应邻接矩阵与空间注意力机制改进的图卷积网络(graph convolution network, GCN)进行空间相关性建模, 采用多时间尺度划分与双向门控循环网络(bidirectional gated recurrent unit, Bi-GRU)网络优化进行时间相关性建模, 进而获得整体优化模型; 同时, 将含分布式电源的配电网重构与无功功率优化协同考虑, 并利用传统无功装置与柔性智能开关(soft open point, SOP)进行协同优化。最后, 通过改进的 IEEE 33 节点配电系统进行实验并验证, 结果表明所提方法在不同渗透率下平均降损达 55.83%, 相比于深度学习模型平均网损降低 10.1%, 保证每小时整体电压水平波动小于 0.005 5 p.u., 验证了所提模型在无功功率优化问题有效性与准确性。

关键词: 无功功率优化; 分布式电源; 配电网; 图卷积; 柔性智能开关(SOP); 多时间尺度

Multi-Time Scale Distribution Network Reconstruction and Reactive Power Collaborative Optimization Based on Adaptive Graph Attention Network

TENG Jie, LIU Huijia, XIAO Dong

(College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: With the development of distribution network and new energy, distributed generation (DG) is widely used. The strong intermittency of DG, the spatial distribution characteristics of the distribution network, and the temporal sequence of the distribution network electrical quantities lead to the difficulty of achieving optimal operation of the distribution network in reactive power optimization problems by the traditional optimization methods and optimization algorithms that consider a single dimension. In this context, the spatial distribution characteristics and time series characteristics of distribution networks are taken into consideration at the same time, and a multi-time scale distribution network reconstruction and reactive power collaborative optimization method based on adaptive graph attention network is proposed, spatial correlation modeling is performed based on the adaptive adjacency matrix and graph convolution network (GCN) with improved spatial attention mechanism, multi-time scale partitioning and bidirectional gated recurrent unit (Bi-GRU) optimization is adopted for time correlation modeling, and an overall optimization model is obtained; at the same time, the reconfiguration of the distribution network is considered containing distributed power sources in concert with reactive power collaborative optimization, and the traditional reactive power device and the soft open point(SOP) for collaborative optimization are utilized. Finally, experiments and validation are carried out through the improved IEEE 33-bus distribution system, and the results show that the proposed method in this paper reduces the average loss by 55.83% under different penetration rates, which is 10.1% lower than the deep learning model, and ensures that the overall voltage level fluctuation per hour is less than 0.005 5 p.u., which verifies the validity and accuracy of the proposed model in reactive power optimization problems.

Key words: reactive power optimization; distributed generation; distribution network; graph convolution; SOP; multi-time scale

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52277108)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52277108).

0 引言

无功功率优化是保证电力系统配电网安全稳定运行的关键一环,无功功率的分布与补偿直接影响电力系统运行。随着“碳达峰、碳中和”双碳目标的提出,分布式电源(distributed generation, DG)并网是大势所趋^[1]。在电力系统配电网日益复杂化与供电要求逐渐提高的形势下,无功功率优化难度显著增加。另一方面,含DG的配电网的渗透率逐渐提高,DG出力具有时变性与随机性,DG接入位置^[2]、容量^[3]等诸多因素导致配电网可能出现电压大幅度波动、潮流分布改变甚至功率倒灌等^[4]问题。无功功率优化因DG特性和负荷特性面临节点电压波动幅度大以及波动频次高、潮流流向难以预测、负荷预测与潮流预测难度大、设备因DG波动导致动作次数越限等一系列问题。

近年来,国内外诸多学者提出了一系列无功功率优化方法。文献[5]提出输配电网双向协同的有源配电网多目标分层主动优化模型,解决了“双向流”问题。文献[6-9]分别采用不同算法与模型针对配电网进行无功功率优化,但该类方法在优化时效性上均表现一般,尚未进行深入研究。文献[10-12]在计及电动汽车充放电支撑以及光储联合发电系统的情况下进行了配电网的综合无功功率优化,为无功功率优化找到了新的方向,但在空间性、时序以及配电网重构等方面未做深入探讨,其优化结果仍存在一定局限。此外,大量基于数据驱动的方法挖掘节点电压、功率等特征数据间映射关系,从而构建无功决策的算法模型,只关注了数据层面,忽略了配电网节点在其他视角下的关联性,且仅依靠传统无功功率优化设备,限制了其优化上限。

针对高渗透率DG接入的配电网,基于传统无功功率优化方法以及配电网重构方案在优化时效性与准确性均逐渐无法满足要求。对此,研究新的无功功率优化方法对实现配电网安全经济运行具有重要意义。

近年来,图结构数据成为诸多领域的热门话题,基于图结构即非欧式空间^[13](non euclidean structure)数据的算法应运而生。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的应用很早,但其受制于只能处理欧式空间结构数据导致CNN应用领域单一。图神经网络(graph neural network,

GNN)的出现在极大程度上弥补了对于非欧式空间结构数据处理领域的空白,但面对复杂多变的图数据,并没有表现出较好的性能。从欧式空间到非欧式空间研究的跨越中,最成熟的算法为图卷积网络(graph convolution network, GCN)^[14],在没有规整的相邻关系时各输入样本之间的关系强弱可以被考虑进网络。

文献[15]采用GCN处理复杂配电网络并依据算法捕获网络空间相关性,在无功功率优化问题上突破了传统深度学习算法下的瓶颈。但面对配电网时间序列数据动态变化特性与GCN算法本身固定化的特征提取特点,导致GCN在高渗透率DG接入的配电网中优化效果并不理想。文献[16]采用深度图嵌入式长短期记忆网络捕获拓扑网络空间特征,同时采用长短期记忆网络提取时间相关性特征,但对于动态网络的处理能力仍然有限。在高渗透率DG接入的配电网,DG的强间歇性导致网络动态变化大,GCN如何自适应处理动态网络问题亟待解决。

随着网络重构的广泛应用,配电网重构在降低网络损耗、优化潮流、改善电压分布等方面都具有明显的作用^[17-18],明显降低了无功功率优化难度。因此,本文在配电网无功功率优化中引入配电网重构,利用重构配电网协同无功功率优化。

另一方面,在配电网重构中柔性智能开关(soft open point, SOP)逐渐取代传统联络开关使传统闭环设计开环运行的配电网改为柔性闭环运行^[19],文献[20]的研究论证了具有连续、精准潮流控制性能的SOP接入配电网的可能性。文献[21-22]在配电网引入SOP进行潮流优化与电压控制,论证了在合理引入SOP的方法下能够有效实现配电网降损与电压优化。

以上对高渗透率下DG接入的配电网无功功率优化问题的研究大部分均在大量数据的基础上进行映射求解,对于配电网节点间的拓扑关系及网络动态性并未考虑。因此,本文考虑到时序性与配电网的空间分布特性,采用改进图卷积神经网络融合Bi-GRU网络与空间注意力机制建立了多时间尺度模型;同时进行电压薄弱环节识别,从而进行有目的性的无功补偿接入。本文通过深度挖掘配电网与无功补偿设备间的映射关系,建立了基于改进图卷积网络并利用传统无功补偿设备与SOP协同的精确

无功功率优化模型。

1 无功功率优化数学模型

1.1 目标函数

电压水平与有功损耗是量化无功功率优化的重要指标,本文以网损、电压偏移量最小为目标建立了配电网无功功率优化模型。

1) 网络损耗

$$F_1 = \sum_{i,j \in N} g_{ij} (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}) \quad (1)$$

式中: N 为配电网节点数量; g_{ij} 为节点 i 、 j 之间的支路导纳; U_i 、 U_j 分别为节点 i 、 j 的电压; θ_{ij} 为电压相角差。

2) 节点电压偏移

$$F_2 = \kappa \sum_{i \in N} \frac{|U_i - U_{iN}|}{U_i^{\max} - U_i^{\min}} \quad (2)$$

式中: U_i 、 $U_i^{\max}$ 、 $U_i^{\min}$ 分别为节点 i 的电压幅值以及其允许最大、最小值; κ 为电压越限惩罚因子; U_{iN} 为节点 i 电压额定值。

优化目标函数为:

$$F = \lambda_1 F_1 + \lambda_2 F_2 \quad (3)$$

式中 λ_1 、 λ_2 为因数值与量纲的差异而引入权重因子,本文采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)确定权重因子^[23]。根据无功功率优化评价指标,将问题层次化,并按性质及总体目标分解成网损与电压偏移两个因素;采用专家打分法确定各因子的权重值,计算各影响因子分值并进行模糊综合评判,以获得总体评价结果;通过该分析模型计算各影响的要素权重,确定各影响因子对整体的关联度,经计算最大特征根、一致性指标、一致性比例等一致性检验后得到各评价对象的权重。

1.2 配电网约束模型

电力系统配电网的安全运行需要满足各个环节的额定条件,在含 DG 的配电网中建立相关约束。

建立电压安全约束如式(4)所示。

$$U_i^{\min} \leq U_i \leq U_i^{\max}, i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

建立 DG 出力约束如式(5)所示。

$$P_{i,DG}^{\min} \leq P_{i,DG} \leq P_{i,DG}^{\max}, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中: $P_{i,DG}^{\min}$ 、 $P_{i,DG}^{\max}$ 分别为节点 i 上 DG 功率最小、最大值; $P_{i,DG}$ 为节点 i 上 DG 的有功功率输出。

建立潮流约束如式(6)所示。

$$\begin{cases} P_i + P_{i,DG} = P_{i,L} + \\ \quad U_i \sum_{j=1}^N U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ Q_i + Q_{i,DG} = Q_{i,L} + \\ \quad U_i \sum_{j=1}^N U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_i 、 Q_i 分别为节点 i 注入有功、无功功率; $P_{i,DG}$ 、 $Q_{i,DG}$ 分别为节点 i 上 DG 注入的有功、无功功率; $P_{i,L}$ 、 $Q_{i,L}$ 分别为节点 i 上负载的有功、无功功率; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点 i 、 j 间的电导、电纳。

建立各类调节设备的约束如式(7)所示。

$$\begin{cases} 0 \leq Q_{(Ci,t)} \leq Q_C^{\max}, \sum_{t=1}^{24} M_{(i,t)}^C < M_{(i,\max)}^C \\ 0 \leq Q_{(SVCi,t)} \leq Q_{SVC}^{\max} \\ T_i^{\min} \leq T_i \leq T_i^{\max}, \sum_{t=1}^{24} M_{(i,t)}^T < M_{(i,\max)}^T \end{cases} \quad (7)$$

式中: $Q_C^{\max}$ 、 $Q_{SVC}^{\max}$ 分别为电容器组、静止无功补偿器可以发出的最大无功功率; $M_{(i,\max)}^C$ 为电容器组 i 一天内最大动作次数; $M_{(i,t)}^C$ 为电容器组 i 在 t 时刻的动作次数; $T_i^{\min}$ 、 $T_i^{\max}$ 分别为有载分接开关(on-load tap changer, OLTC) OLTC 分接头的最低档位和最高档位; $M_{(i,t)}^T$ 为 OLTC 一天内动作次数; $M_{(i,\max)}^T$ 为 OLTC 一天内最大动作次数。

PQ - $V_{dc}Q$ 控制方式的背靠背电压源型变流器(back to back voltage source converter, B2B VSC)在配电网中既可以作为联络开关,也可以作为连接开关。B2B VSC 作为 SNOP 的一种,可以灵活地控制有功功率和无功功率,实现能量的双向流动。在不同的应用场景, B2B VSC 采用不同的控制策略下,可以满足不同功能需求:在正常运行模式下, B2B VSC 可以用于交流系统的异步互联,此时采用 VSC1 采用有功-无功功率 P/Q 控制; VSC2 采用直流-无功功率 V_{dc}/Q 控制,即 $V_{dc}Q$ - PQ 控制策略实现有功功率、无功功率的独立调节,可灵活控制馈线两侧的潮流。B2B VSC 同时可以用于交流系统与负荷之间的连接,此时采用 VSC1 采用直流-无功功率 V_{dc}/Q 控制, VSC2 采用定电压 V_f 控制,即 $V_{dc}Q$ - V_f 控制策略支撑负荷电压,对负荷进行供电。

所以,在配电网正常运行时 B2B VSC 可以进行潮流控制,提供稳定可靠的运行优化策略,发生故障时,可以通过控制策略的切换保证重要负荷的不间断供电,为配电网提供自愈策略。通过控制策

略的选择与切换, B2B VSC 可以大大提高配电网运行的灵活性、安全性与可靠性。本文采用 $PQ-V_{dc}Q$ 控制方式的 B2B VSC。其运行的可控变量为节点 i 的有功功率 P_i 及无功功率 Q_i 。基于此, SOP 的有功约束、无功约束如下。

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{SOP}} + P_{j,t}^{\text{SOP}} + P_{i,t}^{\text{SOP,L}} + P_{j,t}^{\text{SOP,L}} = 0 \\ P_{i,t}^{\text{SOP,L}} = \eta_i^{\text{SOP}} \sqrt{(P_{i,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{i,t}^{\text{SOP}})^2} \\ P_{j,t}^{\text{SOP,L}} = \eta_j^{\text{SOP}} \sqrt{(P_{j,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{SOP}})^2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{SOP}}$ 、 $P_{j,t}^{\text{SOP,L}}$ 、 η_i^{SOP} 分别为 t 时刻节点 i 处 SOP 的有功功率、有功损耗功率以及损耗系数; $P_{j,t}^{\text{SOP,L}}$ 、 η_j^{SOP} 分别为 t 时刻节点 j 处 SOP 注入的有功功率、有功损耗功率以及损耗系数。

$$\begin{cases} -Q_{i,t}^{\text{SOP,max}} \leq Q_{i,t}^{\text{SOP}} \leq Q_{i,t}^{\text{SOP,max}} \\ -Q_{j,t}^{\text{SOP,max}} \leq Q_{j,t}^{\text{SOP}} \leq Q_{j,t}^{\text{SOP,max}} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $Q_{i,t}^{\text{SOP,max}}$ 、 $Q_{j,t}^{\text{SOP,max}}$ 分别为节点 i 、 j 上所允许的最大无功功率。

2 无功功率优化模型

2.1 无功功率优化算法原理

2.1.1 电力系统配电网的图结构

为充分研究配电网各支路、节点间的相互影响, 根据配电网的拓扑关系, 将配电网定义为不规则的拓扑图, 可表示为:

$$G_E = (V, E, A) \quad (10)$$

式中: V 为配电网节点的集合 $V = \{v_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\}$; E 为配电网支路的集合; $A \in R^{N \times N}$, 为刻画配电网节点之间关系的邻接矩阵, 配电网的图结构如图 1 所示。

2.1.2 图卷积网络 GCN

在大数据时代, 数据结构的不规则性极大地促

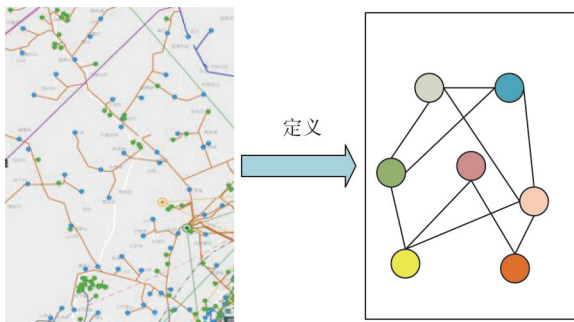


图 1 配电网的图结构

Fig. 1 Diagram structure of distribution network

进了图神经网络的发展。图神经网络研究对象为非欧式空间数据, 非欧式空间数据具有局部维度可变性与局部排列无序性。文献[14]基于 GCN 的无功功率优化考虑配电网数据的非欧式空间性, 计及配电网节点与邻居节点的连接关系; 且 GCN 中拉普拉斯矩阵即节点导纳矩阵, 反映了配电网的电路原理, 取得良好的优化效果。但该算法以及深度学习等算法求解欠缺对于时序的考虑, 同时对于高渗透率 DG 接入的配电网数据动态适应性较差。

GCN 通过邻接矩阵 A 与度矩阵 D 获得拉普拉斯矩阵 L 及其特征值进而进行特征提取与分析, 捕获图结构中所蕴含的节点与节点、节点与边以及节点自身的特征。其计算并归一化如式(11)所示。

$$\begin{cases} L = I_N + D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} \\ L = U \Lambda U^T \end{cases} \quad (11)$$

式中: I_N 为单位对角矩阵; U 为特征向量矩阵。经过图卷积后为:

$$g_\theta * x = \theta (I_N + D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}) x \quad (12)$$

式中: g_θ 为可学习的卷积核; x 为 GCN 的输入; θ 为可学习的权重; $*$ 为卷积操作。

在上述模型中, GCN 会出现一些固有缺陷: GCN 模型会随着层数的叠加性能下降^[24], 卷积层过多导致网络中节点逐渐趋于某一值, 相应节点特征将会丧失; 在处理较高复杂度的网络中神经网络层数的增加会造成邻接矩阵计算难度大以及计算效率低等问题。

面对如配电网等一系列复杂网络拓扑, 固定的邻接矩阵导致其反映空间动态依赖性不完全: 若某一 DG 在较为特殊的情况下对配电网实际出力为 0, 此时则没有该 DG 对于相应注入节点的一系列影响; 所以面对实时变化的配电网节点的数据信息, 在固定节点空间分布下, 时序变化的数据即使在相同分布时也可能产生不同的节点与节点间的实际影响。此外, 邻接矩阵过度依赖先验知识。本文采用计算节点映射向量间的欧氏距离来获取配电网的空间依赖权重, 生成自适应邻接矩阵以代替固定的邻接矩阵, 具体如式(23)所示。

$$D^{\frac{1}{2}} A D^{\frac{1}{2}} = \text{Softmax}(\text{ReLU}(E \cdot E^T)) \quad (13)$$

式中: $\text{ReLU}(\cdot)$ 为激活函数; $\text{Softmax}(\cdot)$ 为归一化函数; E 为节点向量矩阵, 随梯度下降而不断学

习更新。经过改进后的卷积为:

$$Y = g_{\theta} * x \approx \theta \left(I_N + \text{Softmax}(\text{ReLU}(E \cdot E^T)) \right) x \quad (14)$$

式中 Y 为自适应图卷积网络的输出。对于配电网拓扑,网络自适应原理如图2所示。

对于配电网的处理,需要计及各个节点信息以及节点分布的拓扑特征,其中,节点信息蕴含各节点电压、流经各节点的潮流包括无功功率与有功功率以及DG和优化补偿设备的输入输出等;拓扑特征主要包括节点空间分布、节点与节点间的连结关系以及是否有DG注入与补偿设备接入等。因此本文采用软注意力机制。软注意力机制对所有的区域都关注,但关注的重要程度不一样;而硬注意力对于输入序列,只会选择概率最高的信息。

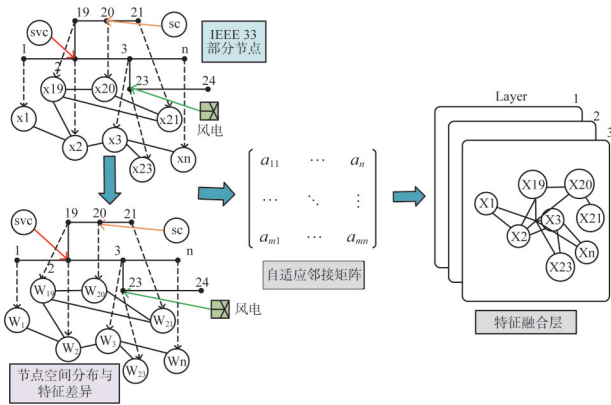


图2 自适应过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of adaptive process

2.1.3 基于空间注意力机制的图注意力网络

从配电网的空间分布角度分析DG、无功补偿装置以及SOP的接入位置都将极大地影响配电网节点电压、潮流流向与潮流大小等电气特征。配电网网络复杂度随着电网发展而不断提高。为充分提取配电网空间相关性的同时提高网络性能,在GCN的基础上将空间卷积模块融合软注意力机制^[25],从而形成空间图注意力网络。

利用基于注意力机制的图网络进行无功功率优化,不仅能够考虑到配电网节点间以及自身节点的影响关系,同时能够给予不同节点不同的权重系数,该系数是不同节点对于配电网影响程度的映射;另一方面,通过自适应邻接矩阵代替传统邻接矩阵,再结合空间注意力机制,克服了传统GCN在深度网络中存在过于平滑的问题。

在具有 N 个节点的配电拓扑中: e 表征节点与节点间相互影响的中间变量,其中包括位置嵌入与时间戳嵌入(e_p^t, e_t^t), α_{ij} 反映节点 i 与节点 j 的相互影响的权重,表达式如式(15)–(16)所示。

$$e = \text{Sigmoid}(\mathbf{o} \cdot (\omega_1 \mathbf{X}_{i-1} + \mathbf{b}_1)^T \cdot (\omega_2 \mathbf{X}_{i-1} + \mathbf{b}_2)) \quad (15)$$

$$\alpha_{ij} = \exp \frac{e_{i,j}}{\sum_{j=1}^N e_{i,j}} \quad (16)$$

式中: $\text{Sigmoid}(\cdot)$ 为激活函数; $\mathbf{o}$ 为可学习参数矩阵; $\mathbf{X}_{i-1}$ 为前一时刻模型输入,其中包括配电网电压、潮流等特征; $\omega_1, \omega_2, \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{o}$ 均为可学习参数矩阵; $e_{i,j}$ 为反映节点 i 与节点 j 间相互影响的中间变量。空间关联特征提取过程如图3所示。

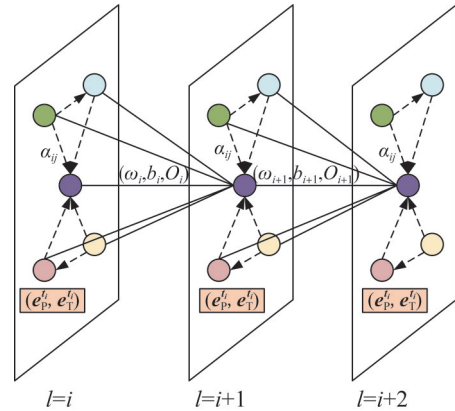


图3 空间关联特征提取示意图

Fig. 3 Schematic diagram of spatial association feature extraction

通过多层感知机的score函数获得配电网任意两节点间的关联度并生成 $N \times N$ 的空间注意力矩阵,其中 $\mathbf{o} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 。结合1.1.2节的自适应邻接矩阵与空间注意力模块相连接,生成自适应图注意力网络,其整体输出为:

$$Y = (g_{\theta} \odot \alpha) * x \approx \theta \odot \alpha (I_N + \text{Softmax}(\text{ReLU}(E \cdot E^T))) x \quad (17)$$

式中: Y 为自适应图卷积网络的输出; θ 为可学习权重; $\alpha \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为空间注意力矩阵; $\odot$ 为Hadamard乘积。

2.2 时间相关性优化模型

2.2.1 设备时间尺度优化

无功调节设备的使用成本和寿命与动作次数密切相关,且不同调节设备的无功功率优化性能也存

在一定差异。对此,本文根据无功调节设备的使用频率与自身特性将其划分为不同时间尺度进行协调配合。

1) 对于响应速度慢、动作次数受限的离散设备如有载调压变压器(on-load tap changer, OLTC)、可投切电容组(shunt capacitor, SC)等,作为长时间尺度调控资源。

2) 对于响应速度快、动作次数不受限的连续设备如静止无功补偿装置(static var compensation, SVC)、SOP以及DG逆变器作为短时间尺度调控资源。

2.2.2 多时间尺度优化

时间尺度决定模型的准确性,合理的时间尺度划分不仅可以增加模型精确度,还能够有效降低成本。因此,本文从日前、小时级、分钟级三级时间尺度进行无功功率优化模型求解。

1) 日前优化时间尺度为2 h,提前24 h确定长时间尺度调控资源的优化策略并滚动修正获得日前2 h的优化策略,并根据配电网潮流、节点电压、DG出力、SOP及无功调节设备等特征数据量,确定未来2 h的无功功率优化策略。

2) 小时级优化时间尺度为0.5 h,基于配电网无功功率优化特征数据量修正日前2 h的优化策略,确定未来0.5 h的无功功率优化策略。

3) 实时优化时间尺度为10 min,基于配电网无功功率优化特征数据量修正小时级0.5 h的优化策略,确定每10 min的无功功率优化策略。

其中,小时级、分钟级时间尺度的无功调节均利用短时间尺度调控资源进行优化。多时间尺度优化示意图如图4所示。

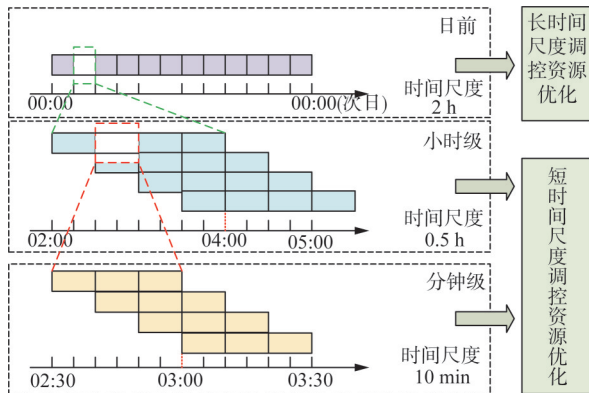


图4 多时间尺度模型

Fig. 4 Multi-time scale model

2.2.3 动态时间特征提取

在配电网中,不同支路的DG出力情况、无功调节设备状态都随着时间而变化,导致各支路间、各节点间具有时间相关性。采用自适应图注意力网络能够将配电网的空间分布特性纳入考虑,另一方面,配电网时域层面的特征关联性对于无功功率优化研究同样具有重要意义。

本文采用Bi-GRU网络提取动态时间特征^[26]。Bi-GRU并未改变GRU本身的内部结构,而是将GRU双向运用,Bi-GRU网络结构如图5所示。其中, x_{t-1} 、 x_t 、 x_{t+1} 分别为对应时刻的输入值; h_{t-1} 、 h_t 、 h_{t+1} 分别为 $t-1$ 、 t 、 $t+1$ 时刻反向传播的隐藏层状态; h'_{t-1} 、 h'_t 、 h'_{t+1} 分别为 $t-1$ 、 t 、 $t+1$ 时刻正向传播的隐藏层状态; W_1 、 W_2 、 W_3 、 W_4 分别为不同节点对应的权重矩阵。

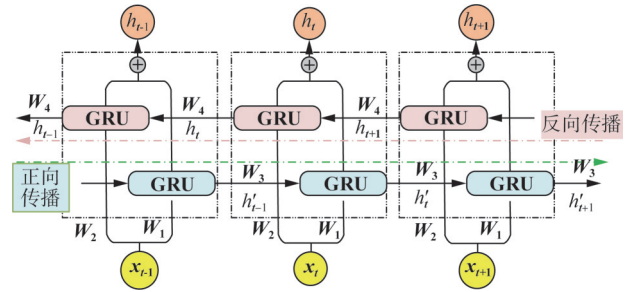


图5 Bi-GRU网络结构

Fig. 5 Bi-GRU network structure

将两次GRU的结果进行拼接作为最终输出如下。

$$\begin{cases} h_t = \tanh(W_2 x_t + W_4 h_{t-1} + b_t) \\ h'_t = \tanh(W_1 x_t + W_3 h'_{t-1} + b'_t) \end{cases} \quad (18)$$

$$H_t = h_t \oplus h'_t \quad (19)$$

式中: b_t 、 b'_t 分别为反向、正向传播的偏置量; H_t 为 t 时刻的隐藏层输出值; $\oplus$ 为隐藏层拼接异或运算。本文Bi-GRU神经网络层节点设置为250,全连接层节点数50,采用Adam自适应优化器。

2.3 分层优化模型

无功功率优化要在保证电压质量的同时尽可能降低网络损耗,无功功率优化设备的接入位置会直接影响配电网的节点电压分布;配电网重构在一定程度上也能减少电压越限的可能,同时能够极大地降低网络损耗。本文采用在配电网局部层面进行薄弱环节补偿点识别^[27],在配电网全局层面进行含SOP

Fig. 6 Overall model structure for reactive power optimization

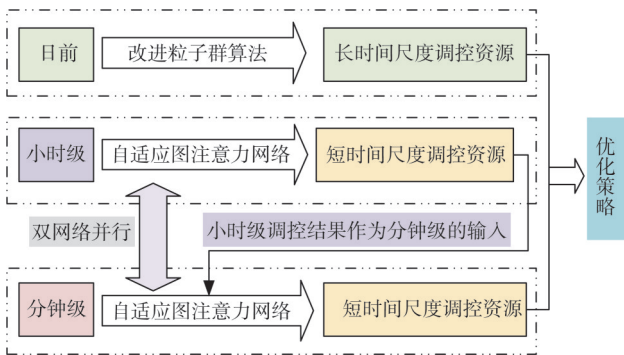


图7 网络架构

Fig. 7 Network architecture

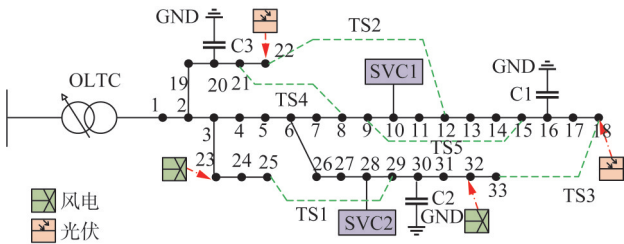


图8 改进的IEEE 33节点系统结构拓扑

Fig. 8 Topology of modified IEEE 33-bus system

表1 IEEE 33节点配电网部分设备参数设置

Tab. 1 Parameters setting of some equipment in IEEE 33-node distribution network

设备	参数	容量	运行限制	安装节点
OLTC	110±8×1.25 % /10.5 kV	31.5 MVA	4	1
SC1	0.4 Mvar/档	2 Mvar	6	16
SC2、SC3	0.1 Mvar/档	0.2 Mvar	3	20、30
DG(风电)	0.5 MW			23、32
DG(光伏)	0.5 MW			18、22
SVC	-0.4 Mvar~0.4 Mvar			10、28
SOP	端口数M=2,损耗系数0.02	1 MW	1次/h	(12,22)、 (18,33)

SOP的协同调度优化后，该节点电压曲线波动幅度与波动频次都明显降低，具有良好的优化效果。

在配电系统接入DG的情况下对IEEE 33系统各个节点电压水平与网损分析如图10—11所示。在相同条件下采用深度双Q网络(deep double Q-network, DDQN)^[32]算法、NSGA-Ⅲ算法^[33]以及本文自适应图注意力算法进行无功功率优化模型求解，并与网络重构以及引入SOP的网络重构等情况进行对比分析如图10所示。

根据图10可知网络重构会一定程度上提升各

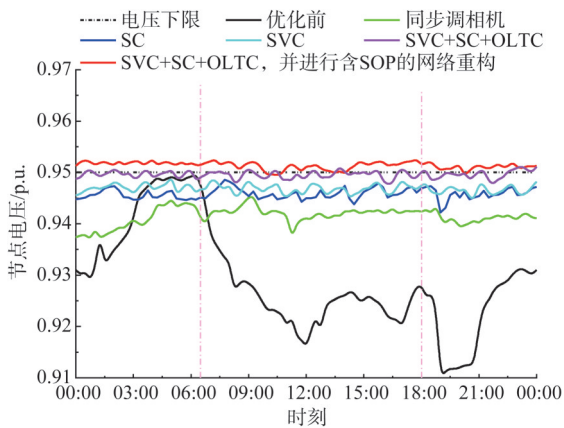


图9 不同调节装置13节点电压对比情况

Fig. 9 Comparison of node 13 voltages of different regulating devices

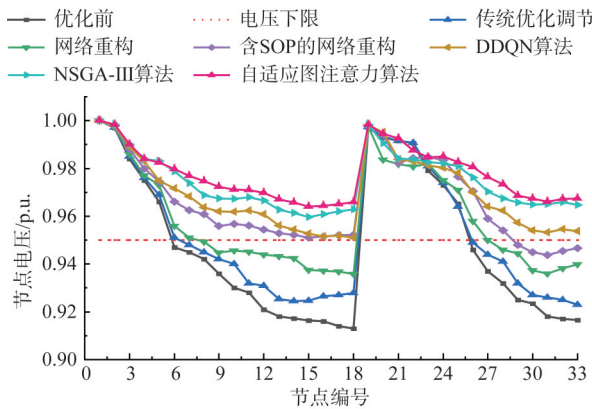


图10 节点电压水平对比图

Fig. 10 Voltages optimization comparison of various nodes

节点的电压幅值，引入SOP后会进一步提升电压水平，这源于网络重构和SOP对于馈线间功率交换的精准控制，使得潮流分布合理化。显然，传统优化调节与网络重构等手段并不能使各节点电压都处于安全运行范围内，在智能算法的介入后节点电压越限情况基本消失。NSGA-Ⅲ算法凭借着其对于高维多目标优化问题处理能力获得了更良好的电压水平分布。在本文方法下基于自适应图注意力网络，通过网络拓扑识别与空间注意力机制获得了略优于NSGA-Ⅲ算法的优化结果，据图10分析可知，各个节点电压幅值平均值较高，证明配电网整体电压水平趋于合理。

对于无功功率优化，如何有效降低网损也需要纳入考虑，某天24 h网损波动曲线如图11所示。

对于IEEE 33节点配电系统，其网损为202.68 kW，在进行网络重构后网损降至139.55 kW，降

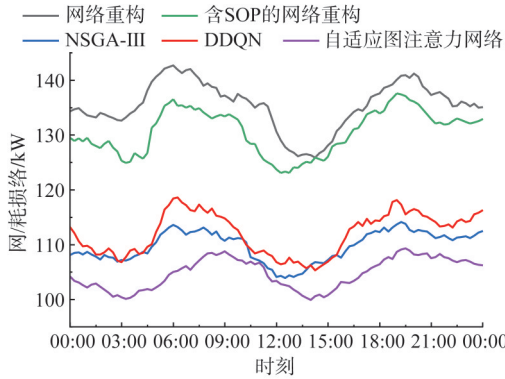


图11 24 h网损波动

Fig. 11 Network losses fluctuations of the system during 24 hours

损率达31.47%，在引入SOP后网损降至131.72 kW，降损率为35.01%，网络重构对于降低网损具有重要作用。在算法介入后，对于配电网无功调节设备的动作进行了有效性规划，使得网损进一步降低。在DDQN、NSGA-III算法的处理下网损分别下降了42.54%、46.37%。本文方法相比于表现较好的NSGA-III算法，网损降低了4.71%。另一方面，在DG的出力波动影响下本文方法优化结果明显比其他方法的网损波动小，在自适应邻接矩阵与多时间尺度的优化下对于各注入节点的敏感程度更高，使得调节更精确，调节幅度降低。

为提升高渗透率DG下的能源利用率，部分配电网通过储能、DG控制与无功调节等手段建立主动配电网^[34]，在无功功率优化层面具有良好的表现。在配电网DG渗透率50%的情况下，基于主动配电网的无功功率优化与本文方法下无功功率优化结果对比如图12所示。

根据图12可知，基于主动配电网的无功功率优化具有较好的网损控制能力，相比于本文模型平均网损96.39 kW，主动配电网平均网损降至94.83 kW，相比降低了1.62%。但主动配电网在电压控制层面存在一些不足，其电压波动幅度较大。主动配电网的无功功率优化能够有效进行电压控制与降损，但相比于本文方法，主动配电网需要储能方面的建设与调控，其优化成本与后期运维成本较高。综合分析，面对高渗透率DG接入的配电网，本文方法下的无功功率优化模型仍具有一定优势。

在实际电力网络中，不仅需要保证电网安全稳定运行和经济性，也需要考虑到不同设备的使用限

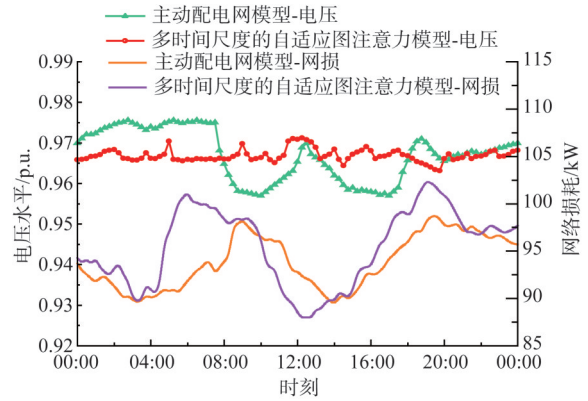


图12 不同方法下系统网损和节点13的电压曲线对比

Fig. 12 Comparison of network losses and voltage curves of node 13 under different methods

制以及寿命情况。OLTC等离散调节设备因触点式不适合频繁投切等原因，在无功功率优化过程中并不能进行无限制的高频次调节^[35]。以OLTC为例，变压器高频动作因分接头磨损等因素会严重影响设备使用寿命，且设备造价昂贵，会造成供电成本增加。另一方面，OLTC不仅在无功功率优化过程中使用，在其他方面也需要进行调节。在相同情境不同方法下OLTC的24 h动作情况如图13所示。

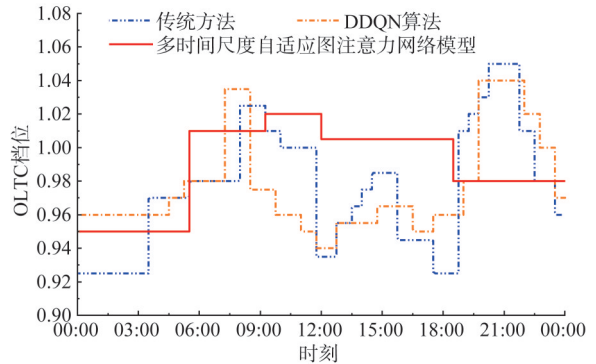


图13 24 h OLTC动作情况

Fig. 13 OLTC operation conditions during 24 hours

通过SOP等可连续调节设备的精确控制，在保证无功功率优化的前提下本文基于自适应图注意力网络结合多时间尺度模型，得益于对于不同属性调节设备进行长、短时间尺度调控资源划分，使得OLTC动作次数仅为4次，满足OLTC的运行要求。相比于DDQN与传统方法，极大程度地考虑到了设备的使用寿命。

3.3 鲁棒性分析

为了充分测试与验证本文方法模型在复杂配电

网环境下的实际能力,结合当前配电网实际情况,在 DG 渗透率变化的情况下进行测试,设置渗透率分别为 20 %、35 %、50 %,并在 35 %渗透率情况下加入高斯扰动(Gauss-noise)^[15],该试验中同时采用其他主流方法进行求解,其中,DDQN 和 NSGA-III 方法也均在含 SOP 的重构网络前提下进行。其电压与网损水平数据如表 2—3 所示。其中,平均有功损耗基于每 15 min 采样一次得到某天 24 h 96 组平均有功损耗数据。

据表 2 数据可知,随着 DG 渗透率的提高,网损随之降低,加入高斯扰动会增加网络的潮流波动,使得无功功率优化难度增大,优化效果均存在一定程度降低。在 NSGA-III 算法优化下,在 20 %、35 %、50 %渗透率下分别降损 35.95 %、48.32 %、50.30 %。本文方法模型下,同比于 NSGA-III 算法,不同渗透率下分别降低了 10.33 %、8.07 %、5.5 %。验证了本文方法良好的动态网络优化能力与良好的泛化性能。

表 2 不同渗透率下的平均有功损耗

Tab. 2 Average active power losses of different permeabilities

渗透率	MISOCP	DDQN	NSGA-III	自适应图注意力
优化前	202.68			
20 %	191.802	133.62	129.814	116.4
35 %	167.41	111.8	104.75	100.87
35 %+Gauss-noise	176.621	118.43	108.07	103.6
50 %	152.334	106.45	100.74	95.21

表 3 不同渗透率下的平均电压偏差

Tab. 3 Average voltage offsets of different permeability p. u.

渗透率	MISOCP	DDQN	NSGA-III	自适应图注意力
优化前	0.0869			
20 %	0.0537	0.0463	0.0455	0.0446
35 %	0.0492	0.0457	0.0451	0.0443
35 %+Gauss-noise	0.0499	0.0462	0.0456	0.0447
50 %	0.0461	0.0445	0.0438	0.0420

在不同渗透率条件下 DG 的出力波动对于节点电压的影响要远大于网损的影响。随着渗透率的上升节点电压逐渐上升,但上升幅度逐渐减小。当配电网 DG 渗透率较大时 DG 出力波动对于配电网的影响也逐渐增大,使得电压偏差值不会成比例下

降。在高斯扰动的情况下本文方法的电压偏差扰动为 8 %,明显优于其他方法。同时,电压偏差平均值也具有良好的表现。一方面多时间尺度与 SOP 会增加模型的精确度;另一方面空间注意力机制与自适应邻接矩阵的优化使得模型对于网络的波动情况有更好的捕获能力,进而表现出良好的动态无功功率优化能力。

在上述分析中,抽取出配电网任意一节点 24 h 的电压幅值,以节点 13 为例绘制出其电压波动曲线如图 14 所示。

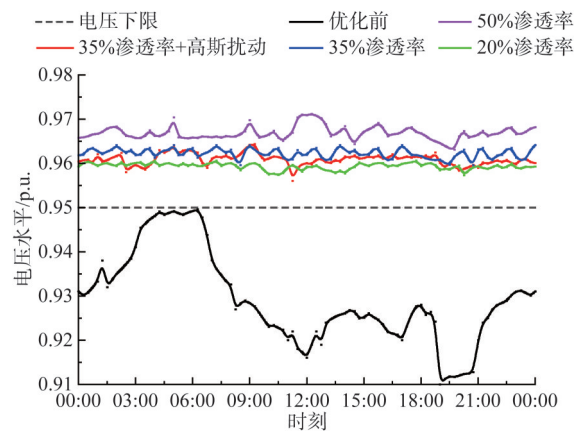


图 14 不同场景节点 13 电压分布

Fig. 14 voltage distributions at node 13 in different scenarios

据图 14 分析可知,节点 13 在优化前电压水平较低,若不优化则该节点电压无法达到安全水平;在本文算法模型下不同渗透率下均能使电压处于安全范围内。随着 DG 渗透率的增加节点电压也随之提高。同时,随着渗透率的提高电压波动幅度逐渐增大。在加入高斯扰动后整体电压水平与正常情况每小时均值相差小于 0.005 5 p. u.,证明了本文方法模型的鲁棒性。

4 结论

为应对含 DG 的配电网复杂程度与运行要求的日益提高,解决无功功率优化问题,本文提出一种基于自适应图注意力网络的多时间尺度配电网重构与无功协同优化模型。通过改进的 IEEE 33 节点配电系统进行仿真与验证,得出结论如下。

1) 自适应图注意力网络模型能够准确把握配电网拓扑,充分考虑到 DG 和调节设备等注入电网位置的影响,通过与配电网重构的协同在应对变化渗透率下的配电网无功平均网损降低 50 % 以上,相比

于其他算法降低8%以上,具有良好降损效果。

2) 基于对无功功率优化调节设备的时间尺度划分与多时间尺度的时间建模与Bi-GRU网络的优化,充分考虑到配电网源荷随时间动态变化给无功功率优化带来的影响,在不同渗透率以及扰动下有效保持每小时平均电压偏差低于0.005 5 p. u., IEEE 33全系统节点电压保持在0.97 p. u. 以上。OLTC动作次数相比于DDQN降低75%,优化效果明显。

本文算法模型经验证具有良好的无功功率优化鲁棒性与泛化能力,能够有效进行配电网的无功功率优化。

参考文献

- [1] 陈国平,董昱,梁志峰. 能源转型中的中国特色新能源高质量发展分析与思考[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5493 - 5506.
CHEN Guoping, DONG Yu, LIANG Zhifeng. Analysis and reflection on high-quality development of new energy with Chinese characteristics in energy transition [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5493 - 5506.
- [2] 卢光辉,滕欢,廖寒逊,等. 基于改进天牛须搜索算法的分布式电源选址定容[J]. 电测与仪表, 2019, 56(17): 6 - 12.
LU Guanghui, TENG Huan, LIAO Hanxun, et al. Location and sizing of distributed generation planning based on the improved beetle antennae search algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(17): 6 - 12.
- [3] 刘澄,王辉,李天慧,等. 分布式新能源发电对配电网电压影响研究[J]. 可再生能源, 2019, 37(10): 1465 - 1471.
LIU Cheng, WANG Hui, LI Tianhui, et al. Study on influence of distributed new energy generation on distribution network voltage [J]. Renewable Energy Resources, 2019, 37(10): 1465 - 1471.
- [4] 丁明,胡迪,毕锐,等. 含高渗透率可再生能源的配电网可靠性分析[J]. 太阳能学报, 2020, 41(2): 194 - 202.
DING Ming, HU Di, BI Rui, et al. Reliability analysis of distribution system containing high penetration renewable energy [J]. Acta Energetica Sinica, 2020, 41(2): 194 - 202.
- [5] 李付存,曹文君,于丹文,等. 计及输配电网双向协同的有源配电网多目标分层主动优化[J]. 南方电网技术, 2024, 18(9): 138 - 150.
LI Fucun, CAO Wenjun, YU Danwen, et al. Multi-objective hierarchical active optimization of active distribution network considering bidirectional cooperation of transmission and distribution network [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(9): 138 - 150.
- [6] 许喆,潘金生,樊淑娴,等. 基于改进萤火虫算法的含DG配电网重构方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 26 - 32.
XU Zhe, PAN Jinsheng, FAN Shuxian, et al. Distribution network reconfiguration with DG based on improved firefly algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(14): 26 - 32.
- [7] 瞿合祚,李晓明,杨玲君,等. 考虑负荷和分布式电源时变性的配电网多目标动态重构和DG调度[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 873 - 881.
QU Hezuo, LI Xiaoming, YANG Lingjun, et al. Multi-objective distribution network dynamic reconfiguration and DG control considering time variation of load and DG [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 873 - 881.
- [8] 蔡博,黄少锋. 基于多目标粒子群算法的高维多目标无功功率优化[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(15): 77 - 84.
CAI Bo, HUANG Shaofeng. High dimensional multi-objective reactive power optimization based on multi-objective particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(15): 77 - 84.
- [9] 蔡昌春,程增茂,张关应,等. 基于数据驱动的配电网无功功率优化[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 373 - 382.
CAI Changchun, CHENG Zengmao, ZHANG Guanying, et al. Reactive power optimization of distribution network based on data-driven method [J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 373 - 382.
- [10] 梅笑妍,陶苏朦,张瀛文,等. 基于四象限储能功率线性化模型的配电网协同优化[J]. 南方电网技术, 2024, 18(6): 112 - 120.
MEI Xiaoyan, TAO Sumeng, ZHANG Yingwen, et al. Collaborative optimization of distribution network based on four-quadrant energy storage power linearization model [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(6): 112 - 120.
- [11] 姚蓝霓,李钦豪,杨景旭,等. 考虑电动汽车充放电支撑的配用电系统综合无功功率优化[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(6): 39 - 47.
YAO Lanhong, LI Haoqin, YANG Jingxu, et al. Comprehensive reactive power optimization of distribution power system considering electric vehicle charging and discharging support [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 39 - 47.
- [12] 杨雨瑶,张勇军,林国营,等. 含光储联合发电系统的配电网双目标拓展无功功率优化[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(22): 39 - 46.
YANG Yuyao, ZHANG Yongjun, LIN Guoyin, et al. Double-objective reactive power optimization of distribution network for photovoltaic-storage combined power generation system [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 39 - 46.
- [13] ASIF N A, SARKER Y, CHAKRABORTTY R K, et al. Graph neural network: a comprehensive review on non-euclidean space [J]. IEEE Access, 2021, PP(99): 60588 - 60601.
- [14] 朱涛,海迪,李文云,等. 基于图神经网络与强化学习的配电网电压与无功功率优化方法[J]. 南方电网技术, 2024, 18(11): 67 - 78.
ZHU Tao, HAI Di, LI Wenyun, et al. Voltage and reactive power optimization method for distribution networks based on graph neural network and reinforcement learning [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(11): 67 - 78.
- [15] 廖文龙,于赞,王煜森,等. 基于图卷积网络的配电网无功功率优化[J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2153 - 2164.
LIAO Wenlong, YU Yun, WANG Yusen, et al. Reactive power optimization of distribution network based on graph convolutional network [J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2153 - 2164.
- [16] ZENG W, LI J, QUAN Z, et al. A deep graph-embedded LSTM neural network approach for airport delay prediction [J].

- Journal of Advanced Transportation, 2021(10):1-15.
- [17] 陈永进. 基于混合整数凸规划的有源配电网重构与无功电压协调优化[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(6):21-29.
- CHEN Yongjin. Active distribution network reconstruction and reactive voltage coordination optimization based on mixed integer convex programming [J]. Power Capacitors and Reactive Power Compensation, 2020, 41(6):21-29.
- [18] 潘鑫. 含分布式电源的配电网重构优化[M]. 西安:西安科技大学, 2021.
- [19] 章博, 刘晟源, 林振智, 等. 高比例新能源下考虑需求侧响应和智能软开关的配电网重构[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(8):86-94.
- ZHANG Bo, LIU Shengyuan, LIN Zhenzhi, et al. Distribution network reconfiguration with high penetration of renewable energy considering demand response and soft open point [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(8):86-94.
- [20] 徐来烽, 张沈习, 叶琳浩, 等. 考虑动态重构和智能软开关接入的配电网源网荷储联合规划[J]. 南方电网技术, 2024, 18(4):130-140.
- XU Laifeng, ZHANG Shenxi, YE Linhao, et al. Joint planning of load and storage of distribution network considering dynamic reconfiguration and intelligent soft switch access [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(4):130-140.
- [21] 于文山, 黎明, 由蕤. 含储能的三端SOP对主动配电网的潮流优化研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3):101-110.
- YU Wenshan, LI Ming, YOU Rui, et al. Research on power flow optimization of active distribution network with three terminal SOP including energy storage [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(3):101-110.
- [22] 胡若男, 王玮, 吴学智, 等. 含智能软开关的主动配电网3阶段鲁棒电压控制方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(11):3752-3763.
- HU Ruonan, WANG Wei, WU Xuezhi, et al. Three-stage robust voltage control method for active distribution network with SOP[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(11):3752-3763.
- [23] 王琨华. 基于层次分析法的配电网指标权重的分析[J]. 电气应用, 2018, 37(20):16-20.
- WANG Kunhua. Analysis of distribution network index weights based on analytic hierarchy process [J]. Electrotechnical Application, 2018, 37(20):16-20.
- [24] FU S, LIU W, ZHANG K, et al. Semi-supervised classification by graph p-Laplacian convolutional networks [J]. Information Sciences, 2021(8):560-572.
- [25] XU K, BA J, KIROS R, et al. Show, attend and tell: neural image caption generation with visual attention [J]. Computer Science, 2015(10):2048-2057.
- [26] 汤健, 侯慧娟, 陈洪岗, 等. 基于BI-GRU改进的Seq2Seq网络的变压器油中溶解气体浓度预测方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3):196-202, 217.
- TANG Jian, HOU Huijuan, CHEN Honggang, et al. Prediction method of dissolved gas concentration in transformer oil based on BI-GRU improved Seq2Seq network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(3):196-202, 217.
- [27] 刘庆珍, 黄君莹, 王少芳. 复合电压薄弱性指标及以其为导向的无功功率优化策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(1):147-152, 159.
- LIU Qingzhen, HUANG Junying, WANG Shaofang. Compounding voltage weakness indicator and reactive power optimization strategy oriented to it [J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(1):147-152, 159.
- [28] 李子健, 郭佩乾, 马宁宁, 等. 融合双重策略粒子群算法的分布式电源配网无功功率优化[J]. 南方电网技术, 2022, 16(6):14-22, 81.
- LI Zijian, GUO Peiqian, MA Ningning, et al. Reactive power optimization of distributed generation distribution network based on double strategy particle swarm optimization algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(6):14-22, 81.
- [29] 王守文, 王成山. 现代配电系统分析[M]. 2版. 北京:高等教育出版社, 2014.
- [30] California ISO Open Access same-time information system [DB/OL]. (2021-6-1)[2021-10-9]. <http://oasis.caiso.com/mrioasis/login.do>.
- [31] 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, 4639.
- SONG Yi, SUN Chongbo, LI Peng, et al. Power supply recovery method for active distribution network based on SOP [J]. Proceeding of the CSEE, 2018, 38(15):4390-4398, 4639.
- [32] 吉兴全, 朱应业, 张玉敏, 等. 基于DDQN-KRR动态重构策略的综合能源系统运行优化[J]. 高电压技术, 2023, 49(8):3195-3208.
- JI Xingquan, ZHU Yingye, ZHANG Yumin, et al. Optimization of comprehensive energy system operation based on DDQN-KRR dynamic reconstruction strategy [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8):3195-3208.
- [33] 章健, 熊壮壮, 王明东, 等. 基于二阶锥规划的主动配电网动态无功功率优化[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(1):32-37.
- ZHANG Jian, XIONG Zhuangzhuang, WANG Mingdong, et al. Dynamic reactive power optimization of active distribution network based on second-order cone programming [J]. Journal of Zhengzhou University, 2019, 40(1):32-37.
- [34] 张涛, 霍然, 刘景, 等. 基于柔性互联技术的含高渗透率新能源配电网多目标优化运行[J]. 智慧电力, 2021, 49(9):1-7, 55.
- ZHANG Tao, HUO Ran, LIU Jing, et al. Multi-objective optimization operation of new energy distribution networks with high permeability based on flexible interconnection technology [J]. Smart Power, 2021, 49(9):1-7, 55.
- [35] 张蕊, 李铁成, 李晓明, 等. 考虑设备动作损耗的配电网分布式电压无功功率优化[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24):31-40.
- ZHANG Rui, LI Tiecheng, LI Xiaoming, Distributed voltage and reactive power optimization of distribution network considering equipment action loss. [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(24):31-40.

收稿日期: 2023-11-21; 网络首发日期: 2024-05-24

作者简介:

滕杰(1997), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为配电网、无功功率优化, 2633578966@qq.com;

刘会家(1969), 男, 副教授, 博士, 研究方向为配电网、无功功率优化, 874884829@qq.com;

肖懂(1998), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网自动化, 1969566240@qq.com。