现代电力
MODERN ELECTRIC POWER
■ 中国高校优秀科技期刊 ■ 全国中文核心期刊
■ 中国科技核心期刊 ■ 中国知网收录期刊
■ 万方数据收录期刊 ■ 《CAJ-CD规范》执行优秀期刊

基于GAT-GRU的高渗透率分布式新能源接入的配电网无功优化

刘会家 滕杰 冯铃 肖懂

GAT-GRU Based Reactive Power Optimization for Distribution Networks With High-penetration Distributed Renewable Energy

LIU Huijia, TENG Jie, FENG Ling, XIAO Dong

引用本文:
刘会家, 滕杰, 冯铃, 等. 基于GAT-GRU的高渗透率分布式新能源接入的配电网无功优化[J]. 现代电力, 2025, 42(3): 531-541. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0072
LIU Huijia, TENG Jie, FENG Ling, et al. GAT-GRU Based Reactive Power Optimization for Distribution Networks With High-penetration Distributed Renewable Energy [J]. Modern Electric Power, 2025, 42(3): 531-541. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0072

在线阅读 View online: https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0072

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于智能软开关的交直流主动配电网优化控制策略研究

Research on Optimal Control Strategy of AC/DC Active Distribution Networks Based on Soft Open Point

现代电力. 2019, 36(2): 1-7 http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2019/I2/1

基于柔性软开关的主动配电网两阶段鲁棒优化运行

Two-Stage Robust Optimization Operation for Active Distribution Network Based on Soft Open Point

现代电力. 2021, 38(6): 610-619 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0033

含可再生分布式电源参与调控的配电网动态分区实时无功优化方法

Dynamic Partitioning Real-Time Reactive Power Optimization Method for Distribution Network with Renewable Distributed Generators Participating in Regulation

现代电力. 2020, 37(1): 42-50 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2019.0072

考虑分布式电源集群无功调节能力的配电网无功优化

Reactive Power Optimization of Distribution Network Considering the Reactive Power Regulation Ability of Distributed Power Generation Cluster

现代电力. 2023, 40(3): 419-426 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0374

基于分布式光伏集群协同优化的配电网电压控制策略

A Voltage Control Strategy of the Distribution Network Based on Cooperative Optimization of Distributed Photovoltaic Clusters

现代电力. 2023, 40(2): 143-152 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0296

低压配电网分布式光伏接纳能力分析

Analysis of Distributed Photovoltaic Acceptance Capacity in Low Voltage Distribution Network

现代电力. 2021, 38(4): 392-401 https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0402

文章编号：1007-2322(2025)03-0531-11 文献标志码：A 中图分类号：TM721

基于 GAT-GRU 的高渗透率分布式新能源接入的配电网无功优化

刘会家，滕杰，冯铃，肖懂
（三峡大学 电气与新能源学院, 湖北省 宜昌市 443002）

GAT-GRU Based Reactive Power Optimization for Distribution Networks With High-penetration Distributed Renewable Energy

LIU Huijia，TENG Jie，FENG Ling，XIAO Dong
（College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei Province, China）

摘要：无功优化在配电网的电压控制、潮流分布以及整个配电网的稳定中起着至关重要的作用。目前，高渗透率新能源的分布式并网以及负荷的多样化给电网的稳定运行带来了巨大的挑战，传统无功补偿方式的时效性以及准确性在当下复杂电网背景下已经无法满足低成本–高质量的供电要求。针对以上情况，该文采用图注意力网络 (graph attention networks，GAT) 结合门控循环单元 (gate recurrent unit，GRU) 神经网络对配电网的无功做出优化决策，基于 GAT-GRU 网络，把握节点间相关性特征的同时获取配电网特征时间依赖性。依据决策，通过无功调节设备与智能柔性开关 (soft open point，SOP) 协同，以解决配电网的无功优化问题。最后，利用改进的 IEEE 33 节点配电模型对所提方法进行验证，结果表明 GAT-GRU 网络在电压控制、网络损耗优化等方面具有良好的效果，证明了该方法在无功优化中的有效性与优异性。

关键词：无功优化；配电网；图注意力网络；门控循环单元；分布式能源；智能软开关

Abstract: Reactive power optimization plays an important role in voltage control, power flow distribution and overall stability of the distribution network. At present, the distributed grid connection of highly penetrated new energy and the increasing diversification of load have brought great challenges to the stable operation of the power grid. The timeliness and accuracy of traditional reactive power compensation methods can no longer meet the requirements of low-cost and high-quality power supply under the current complex power grid background. In view of this, in this paper we employ graph attention networks (GAT) and gated cycle unit (GRU) neural network to make optimal decisions on the reactive power of the distribution network. Based on the GAT-GRU network, we capture the correlation characteristics among nodes and acquire the temporal dependency of distribution network properties. The reactive power optimization problem of the distribution network is solved through the cooperation of reactive power regulation equipment and intelligent flexible switch (SOP). Finally, an improved IEEE 33-bus distribution model is used to validate the proposed method. The results indicate that the GAT-GRU network has good effects in voltage control, network loss optimization, and other aspects, thereby confirming the effectiveness and superiority of the proposed method in reactive power optimization.

Keywords: reactive power optimization；power distribution network；graph attention networks；gate recurrent unit (GRU)；distributed new energy；soft open point (SOP)

DOI：10.19725/j.cnki.1007-2322.2023.0072

0 引言

近年来，随着能源与环境问题的日益突出，同时为响应国家“碳中和、碳达峰”目标，化石燃料能源向清洁新能源转型是大势所趋，各种新能源在电网中的作用也日益凸显[1]；大量可再生能源以分布式电源 (distributed generation，DG) 的形式并网。DG 并网给配电网带来的影响是多方面的，文献 [2] 分析了 DG 的接入位置和容量对配电网在网络损耗、静态电压稳定等方面的影响；文献 [3-4] 从 DG 数量和接入渗透率等方面分析了 DG 对配电网电压水平的影响。

基金项目：国家自然科学基金项目 (52277108)。
Project Supported by National Natural Science Foundation of China (52277108).

无功优化是配电网稳定运行不可缺少的一环，在保证系统安全运行、提升供电质量、降低供电成本等诸多方面均有重要作用。文献 [5] 将电网分区，使用二阶锥规划 (mixed-integer second-order cone programming，MISOCP) 的动态方法进行无功优化；文献 [6] 采用松弛–聚类–校正的方法，将动态优化转化为两次静态策略求解；文献 [7] 以数据驱动结合深度极限学习机，实现配电网状态跟踪与调节。智能算法如协同进化算法[8]、改进粒子群算法 (particle swarm optimization)[9]、改进浮游算法 [10]、近端策略优化算法 (proximal policy optimization，PPO)[11] 等在无功优化问题的领域中均有应用。但在当下配电网络日益复杂化与出力不确定性等特点下，普通启发式智能算法结合传统无功优化手段的鲁棒性与泛化能力并不理想。

在充分考虑“源–荷”不确定性下，仅依靠有载调压器 (on-load tap changer，OLTC)、可投切电容组 (shunt capacitor，SC) 以及静止无功补偿装置 (static var compensation，SVC) 等传统静态离散调节设备已无法满足优化要求；配电网重构虽然能在一定程度上进行优化，但同时也带来了冲击电流与联络开关寿命受影响等问题[12]，SOP 的出现一定程度上替代了联络开关，文献 [13-16] 验证了 SOP 在配电网无功优化中具有动态连续调节、提升消纳能力等优势。但是 SOP 成本高，在计及用电成本的情况下[17]，使用 SOP 与传统无功调节设备协同进行优化，能够取长补短，更能适应配电网的发展。

近年来，国内外学者对于非欧式空间[18](non-Euclidean structure) 的数据进行大量的研究，图结构的数据所蕴含的信息量要远远大于普通数据，在没有增加特征维度的条件下，增加了数据对复杂网络的表征能力。配电网无功优化模型的数据结构具有典型的非欧式空间结构性，文献 [19] 基于图卷积网络，考虑到配电网的拓扑结构，使模型精确度进一步提升，获得了较好的效果。在无功优化模型中，引入图卷积网络处理复杂网络图数据[20]，对无功优化问题的解决将会提供一个新的方法与路径。

基于以上对于无功优化问题的研究，本文采用 GAT-GRU 算法，利用图卷积网络对配电网拓扑的处理能力，结合注意力机制和 GRU 的网络优化，以结点电压偏移量、有功损耗作为目标函数，通过传统无功调节设备与 SOP 的综合运用，在复杂的高渗透率分布式电源接入配电网的情况下，建立无功动态优化的精确模型，并通过改进的 IEEE 33 节点进行有效性验证，在电压稳定、网损控制等方面取得了良好的效果。

1 图神经网络算法与原理

1.1 图注意力网络 GAT

图卷积神经网络 (graph convolutional network，GCN) 在 2017 年首次提出[21]，其应用是从欧式空间向非欧式空间的延伸。图卷积的核心是根据图的拓扑结构，得到相应的邻接矩阵和度矩阵，并运用拉普拉斯矩阵及其拉普拉斯算子，表征出图的拓扑信息即配电网电路结构。

在配电网拓扑中，假如其具有 n 个节点，节点与节点之间具有 m 条支路，其实际就是一组图数据，表示为 $G=(v, e, \omega)$，其中 v 为图的顶点集，e 为图的边集[22]，ω 为边上所定义的函数，如权重等。GCN 对于图结构网络具有良好的处理性能，但是不能处理动态图，即当图拓扑结构发生变化时其泛化能力有所欠缺；其次，在卷积计算过程中，将所有节点等同对待，对于不同节点的重要性与相关性无法进行合理的权重分配。

综合考虑到配电网节点电压及潮流受电源条件、注入节点位置和负荷等多种因素的影响，本文采用图注意力网络 (graph attention networks，GAT)，对图网络引入注意力机制[23]，利用注意力机制替代 GCN 的标准化卷积，克服了 GCN 的不足。GCN 通过拉普拉斯矩阵特征分解进行分析，而 GAT 通过注意力分布，将特征之间的相关性更好地融入模型网络中。GAT 通过逐顶点的运算 (node-wise)，摆脱了拉普拉斯矩阵的束缚，减少了计算量。本文模型采用多头注意力机制，引入多个注意力模块 (Attention) 实现并行计算，加快了复杂网络的计算速度，同时获得了多套注意力参数 ω 和 $\boldsymbol{a}$，避免了注意力模块过拟合，使得模型更加稳定有效。

在配电网中，假设有 N 个节点，F 为特征维度，输入图注意力层的节点特征为 $h=\{h_1,h_2,...,h_N\}$，$h_i \in \mathbf{R}^F$，输出的即为节点新的特征 $h'=\{h'_1,h'_2,...,h'_N\}$，$h'_i \in \mathbf{R}^{F'}$。假设 v_i 为中心节点，有数个相邻节点，

那么节点v_i与相邻节点 v_j 之间的权重 e_{ij} 及其正则化后 α_{ij} 分别表示为

$$\begin{cases} e_{ij} = a(\boldsymbol{Wh}_i, \boldsymbol{Wh}_j) \\ \alpha_{ij} = \underset{j}{\text{Softmax}}(e_{ij}) = \dfrac{\exp(e_{ij})}{\sum\limits_{j=1}^{N}\exp(e_{ij})}, i,j = 1,2,...,N \end{cases} \quad (1)$$

采用 Leaky ReLU 激活函数如下：

$$\begin{cases} \alpha_{ij} = \dfrac{\exp\{\text{LeakyReLU}[\mathbf{a}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Wh}_i \| \boldsymbol{Wh}_j)]\}}{\sum\limits_{i,j=1}^{N}\exp\{\text{LeakyReLU}[\mathbf{a}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Wh}_i \| \boldsymbol{Wh}_j)]\}}, \\ i,j = 1,2,...,N \end{cases} \quad (2)$$

式中：‖ 表示拼接；参数向量$\boldsymbol{a} \in \mathbf{R}^{2F'}$；$\boldsymbol{W}$ 为权重参数矩阵。

配电网中某一节点 v_i 在只考虑一阶邻居节点的情况下，最终的输出节点特征为

$$\boldsymbol{h}'_i = \sigma\left(\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{Wh}_j\right), j = 1,2,...,N \quad (3)$$

图注意力层原理如图 1 所示。

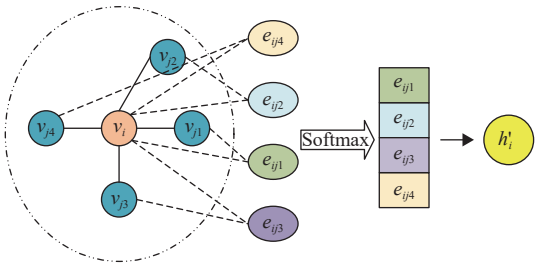

图 1　图注意力层原理

Fig. 1　Principle of GAT layer

如果在该网络中引入 K 个注意力模块，经过多头注意力机制处理后，将各模块的输出结果进行拼接，即可得到该层的最终输出特征：

$$\boldsymbol{h}'_i = \text{concat}\left[\sigma\left(\sum_{j=1}^{N}\alpha_{ij}^{k}\boldsymbol{W}^{k}\boldsymbol{h}_j\right)\right], j = 1,2,...,N \quad (4)$$

在多层结构中，最后一层的拼接整合采用平均操作方式，具体表达式为

$$\boldsymbol{h}'_i = \sigma\left(\frac{1}{K}\sum_{j=1}^{K}\alpha_{ij}^{k}\boldsymbol{W}^{k}\boldsymbol{h}_j\right), j = 1,2,...,K \quad (5)$$

在配电网中，任意两个相连的节点，经过注意力层后，提取的信息量将不仅是每个节点自身的信息，还包括相邻节点的相关信息。对于整个配电网络来说，每一个节点的特征都根据注意力评分进行缩放，而非均值聚合。

1.2　门控循环单元 GRU

门控循环单元 GRU 是长短期记忆网络 (long short term memory，LSTM) 的变体，GRU 在 LSTM 的基础上从 3 个门优化为重置门和更新门 2 个门的结构，将 LSTM 内部的状态向量及输出向量进行融合，变成 GRU 中的隐藏状态向量[24]，进而通过重置门和更新门进行处理。因此，GRU 网络不仅克服了循环神经网络对于历史数据的依赖性，同时也化解了其在复杂网络中存在梯度消失和梯度爆炸的问题[25]；通过结构的简化，提高了网络训练速度与收敛性。

在配电网无功优化中，本文采用将 GAT 与 GRU 相结合的方式，通过 GRU 考虑配电网时序性带来的影响，捕获配电网中的内部和外部的主客观因素所隐含的时间依赖性；同时，提升了优化模型的精度。

1.3　算法无功优化原理

通过 GAT-GRU 网络，获取配电网拓扑特征，同时通过负荷数据训练网络，再通过策略编码以及解码实现无功调节，示意图如图 2 所示。

在配电网中，某些节点设置有不同类型的无功补偿装置以及 DG 的注入，配电网的负荷序列包括有功功率、无功功率以及节点连结关系，经过预处理为向量集，其反映配电网空间拓扑下的节点特征。对于安装有其他电气设备的节点，图注意力层能够自适应地调整对应节点之间的权重，即注意力系数。同时，图注意力网络采用半监督学习[26]方式，当配电网络拓扑出现变化以及网络中负荷波动较大时，图注意力层能够根据节点特性自适应地调节权重，同时能够根据在线数据进行网络自修正，保证了网络的泛化能力与鲁棒性。

2　无功优化模型

2.1　无功优化目标函数

在高渗透率配电网中，综合考虑到 DG 的出力特点与实际配电网的影响因素，本文以有功损耗与电压偏移量为目标函数，并结合量化评估量建立配电网的无功优化模型。

网络损耗在本文中主要考虑线路损耗，网损 P_{loss} 和电压偏移量 $\mathrm{d}U$ 分别为

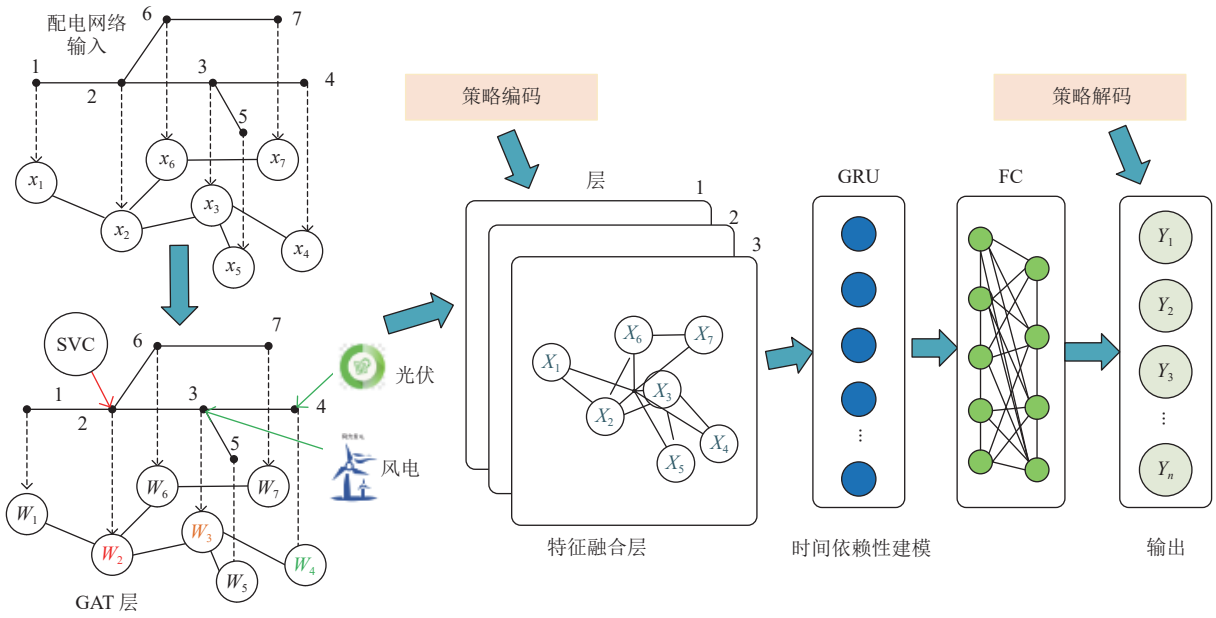

图 2 GAT-GRU 结构

Fig. 2 Structure of GAT-GRU

$$\begin{cases} f_1 = P_{\text{loss}} = \sum_{i,j=1}^{N} g_{ij}(U_i^2 + U_j^2 - 2U_iU_j\cos\theta_{ij}) \\ i,j = 1,2,\ldots,N \end{cases} \tag{6}$$

$$f_2 = \mathrm{d}U = \sum_{i=1}^{N} \frac{|U_i - U_{i\text{N}}|}{U_i^{\max} - U_i^{\min}}, i = 1,2,\ldots,N \tag{7}$$

式中：g_{ij}、θ_{ij}分别为节点 i 和节点 j 之间的支路导纳、电压相角差；U_i、U_j分别为节点 i 和节点 j 的电压；$U_i^{\max}$、$U_i^{\min}$分别为节点 i 电压的极大、极小值；$U_{i\text{N}}$为节点 i 的额定电压。

考虑到数值及量纲，采用层次分析法[27]给子函数赋予权重系数，优化目标函数定义为

$$F = \min(P_{\text{loss}}, \mathrm{d}U) = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 \tag{8}$$

式中 λ_1、λ_2为各子目标函数的权值，权值总和为 1。

2.2 SOP 模型

SOP 为电力电子器件，能够代替传统联络开关实现馈线间的互联，具有高可控性，可实现实时连续精确的功率控制与潮流优化，对于降低网损、改善潮流分布及稳定电压水平具有显著作用。本文采用背靠背电压源型变流器 (back to back voltage source converter，B2B VSC)。在 $PQ-V_{\text{dc}}Q$ 的控制方式下，SOP 运行的可控变量为节点 i、j 的有功功率P_i、P_j及无功功率Q_i、Q_j。其有功功率约束为

$$\begin{cases} P_{i,t}^{\text{SOP}} + P_{j,t}^{\text{SOP}} + P_{i,t}^{\text{SOP},L} + P_{i,t}^{\text{SOP},L} = 0 \\ P_{i,t}^{\text{SOP},L} = \eta_i^{\text{SOP}} \sqrt{(P_{i,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{i,t}^{\text{SOP}})^2} \\ P_{j,t}^{\text{SOP},L} = \eta_j^{\text{SOP}} \sqrt{(P_{j,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{SOP}})^2} \end{cases} \tag{9}$$

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

无功功率约束为

$$\begin{cases} -Q_{i,t}^{\text{SOP,max}} \leqslant Q_{i,t}^{\text{SOP}} \leqslant Q_{i,t}^{\text{SOP,max}} \\ -Q_{j,t}^{\text{SOP,max}} \leqslant Q_{j,t}^{\text{SOP}} \leqslant Q_{j,t}^{\text{SOP,max}} \end{cases} \tag{10}$$

式中$Q_{i,t}^{\text{SOP,max}}$、$Q_{j,t}^{\text{SOP,max}}$分别为节点 i、j 上允许承载的最大无功功率。

SOP 的容量约束为

$$\begin{cases} \sqrt{(P_{i,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{i,t}^{\text{SOP}})^2} \leqslant S_{i,j}^{\text{SOP}} \\ \sqrt{(P_{j,t}^{\text{SOP}})^2 + (Q_{j,t}^{\text{SOP}})^2} \leqslant S_{i,j}^{\text{SOP}} \end{cases} \tag{11}$$

式中：$S_{i,j}^{\text{SOP}}$为节点 i、j 间的 SOP 的接入容量；$Q_{i,t}^{\text{SOP}}$、$Q_{j,t}^{\text{SOP}}$分别为 t 时刻节点 i、j 处 SOP 注入的无功功率。

2.3 配电网约束模型

在配电网无功优化模型中，引入高渗透率 DG 对于配电网的影响具体体现在分布式电源的有功、无功出力对于潮流的影响以及对于节点电压的影响。建立潮流约束如下：

$$\begin{cases} P_i - U_i \sum_{j=1}^{N} U_j (G_{ij}\cos\theta_{ij} + B_{ij}\sin\theta_{ij}) = 0, \\ i, j = 1,2,...,N \\ Q_i - U_i \sum_{j=1}^{N} U_j (G_{ij}\sin\theta_{ij} + B_{ij}\cos\theta_{ij}) = 0, \\ i, j = 1,2,...,N \end{cases} \tag{12}$$

式中：G_{ij}、B_{ij}分别为节点 i、j 之间的电导和电纳；P_i、Q_i分别为流经节点 i 的有功、无功功率。

考虑到配电网安全运行与线路的承载能力，建立电压、电流约束如下：

$$\begin{cases} U_i^{\min} \leqslant U_i \leqslant U_i^{\max}, i = 1,2,...,N \\ I_i \leqslant I_i^{\max}, i = 1,2,...,N \end{cases} \tag{13}$$

式中$I_i^{\max}$为支路 i 所允许通过的最大电流。

在配电网无功优化实现过程中，通过一系列的无功补偿装置和有载调压变压器等设备进行调节，则此类调节设备约束条件为

$$\begin{cases} 0 \leqslant Q_{(Ci,t)} \leqslant Q_C^{\max}, \sum_{t=1}^{24} M_{(i,t)}^C < M_{(i,\max)}^C, \\ i = 1,2,...,m_C, t = 1,2,...,24 \\ 0 \leqslant Q_{(\mathrm{SVCi,t})} \leqslant Q_{\mathrm{SVC}}^{\max}, i = 1,2,...,m_{\mathrm{SVC}} \\ T_i^{\min} \leqslant T_i \leqslant T_i^{\max}, \sum_{t=1}^{24} M_{(i,t)}^T < M_{(i,\max)}^T, \\ i = 1,2,...,m_T, t = 1,2,...,24 \end{cases} \tag{14}$$

式中：$Q_C^{\max}$、$M_{(i,\max)}^C$分别为电容器组 i 可以发出的最大无功功率及一天内最大动作次数；$M_{(i,t)}^C$为其在 t 时刻的动作次数；m_C为电容器组的接入数量；$T_i^{\min}$、$T_i^{\max}$分别为 OLTC 分接头的最低档位和最高档位；$M_{(i,\max)}^T$为 OLTC 一天内最大动作次数；$M_{(i,t)}^T$为其动作次数；m_T为有 OLTC 的接入数量；$Q_{\mathrm{SVC}}^{\max}$为静止无功补偿器可以发出的最大无功功率；m_{SVC}为 SVC 的接入数量。

2.4　系统的无功优化体系

2.4.1　无功优化策略编码

配电网的无功优化是负荷在一定范围内波动的情况下，考虑到 DG 出力的影响，通过一系列的无功补偿装置和调节手段，实现电压的稳定与优化，以及尽可能地减小损耗等。深度学习通过挖掘输入特征与结果之间的映射关系来处理各类问题，对于无法连续性调节的 OLTC 和电容器组采用二进制的策略编码；可连续调节的 SVC 采用实数编码，利用轮盘赌[19]进行编码与解码。

2.4.2　无功优化体系

基于 GAT-GRU 的无功优化流程如图 3 所示。使用无功调节设备离散调节与 SOP 动态连续调节协同配合，通过 GAT-GRU 网络获取电网拓扑来应对 DG 注入位置和功率波动与负荷不确定性的影响，同时获取网络与无功调节设备及 SOP 可控变量的映射关系，从而快速准确地进行优化求解。

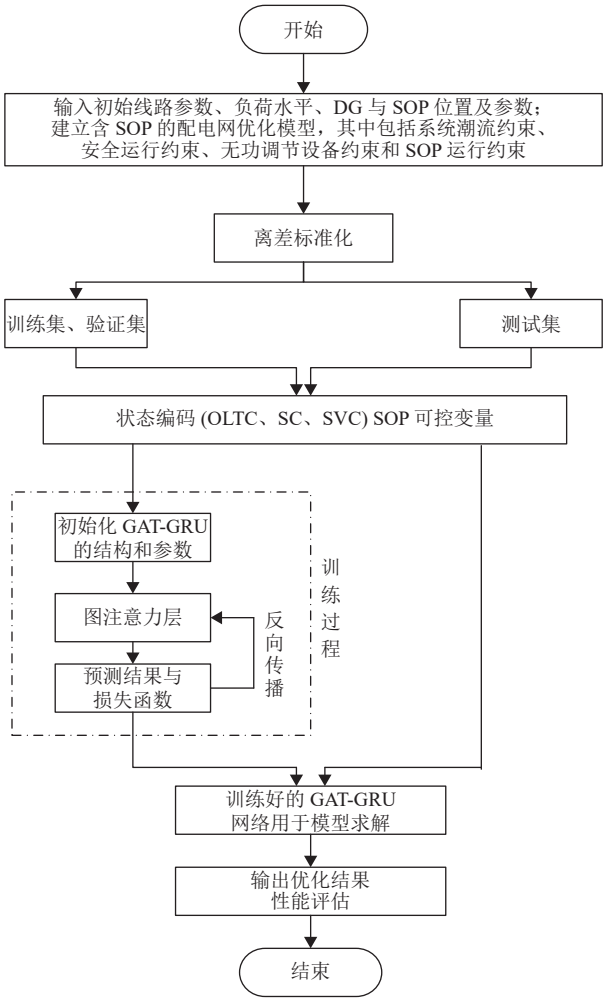

图 3　基于 GAT-GRU 的无功优化体系流程

Fig. 3　Flowchart of reactive power optimization system based on GAT-GRU

3　算例分析

3.1　算例系统与数据

3.1.1　网络训练

为验证 GAT-GRU 的性能，通过改进的 IEEE 33 配电系统的数据对网络进行训练，训练集、验证集、测试集的比例为 8:1:1。本文 GAT-GRU 网

络主要由 3 个图注意力层、GRU 及全连接层构成，经过多次试验后，调整网络学习率为 0.01，优化器采用 Adam。

3.1.2 算例系统

本文仿真计算基于 Python3.7.6 (64bit) 环境、硬件平台 NVIDIA GTX 1050Ti Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU 实现。本文算例基于改进的 IEEE 33 节点系统[28]，通过 Matlab 2019b 进行仿真和分析。

算例基于改进的 IEEE 33 系统节点模型，保持系统的线路参数不变，基准电压 U_B 为 12.66 kV，视在功率基准值 S_B 为 10 MVA，系统总有功负荷为 3715.0 kW，总无功负荷为 2300.0 kvar。该配电网系统根节点的电压标幺值为 1.0 pu，每一节点电压的安全范围为 0.95~1.05 pu，配电网部分设备参数如表 1 所示。在 IEEE 33 节点系统中，在 16、20、30 节点加装电容器；在节点 10、28 安装 SVC；在 23、32 节点安装风电机组，在 18、22 节点安装光伏，如图 4 所示。风电与光伏系统运行在恒功率因数 (0.95，滞后) 下。

考虑到风电与光伏的间歇性与波动性特点，为了更加真实地还原配电网运行情况，本文以美国加利福尼亚电力调度中心[29]获取的典型风电、光伏以及负荷数据进行缩放为例进行仿真分析。其随机某天 24 h 的风电及光伏实际出力情况如图 5 所示。

表 1 IEEE33 节点配电网部分设备参数设置

Table 1 Parameter setting of some devices in IEEE 33-bus distribution network

设备	参数	容量	运行限制	安装节点
OLTC	110±9×1.25%/10.5 kV	31.5 MVA	4	1
SC1	0.4 Mvar/档	2 Mvar	6	16
SC2和SC3	0.1 Mvar/档	0.2 Mvar	3	20、30
DG(风电)	—	0.6 MW	—	23、32
DG(光伏)	—	0.6 MW	—	18、22
SVC	−0.4~0.4 Mvar	—	—	10、28

3.2 算法有效性分析

在当前算例系统中，不同优化情况下各节点电压水平如图 6 所示。本实验控制渗透率为 35% 的情境下设定了 4 种不同方案，具体有：1）使用 2 个 SOP 代替传统联络开关 TS1、TS2；2）使用混合算法 (改进 GA-PSO) 对模型进行求解，并使用 2 个 SOP 代替 TS1、TS2；3）使用 NSGA-Ⅲ对模型进行求解，并使用 2 个 SOP 代替 TS1、TS2；4）使用 GAT-GRU 对模型进行求解，并使用两个 SOP 代替 TS1、TS2。同时，与优化前、传统优化调节以及网络重构下的结果进行综合对比。

分析图 6 可知，配电网重构具有稳定电压质量的作用；在重构网络中，使用 SOP 代替传统联络开关，会进一步降低电压偏移，这是由于 SOP 能够精准实现馈线间的功率交换。在均使用 2 个 SOP 的相同配电网模型下，不同的算法模型求解对于优化后的电压质量也有较大影响。本文引入 GAT-GRU 算法网络，在挖掘映射关系的同时考虑电网拓扑，对于不同节点赋予不同权值，强化重要节点与特殊节点对于配电网的影响，与混合算法、NSGA-Ⅲ算法比较可知，该方法具有更明显的优化效果。

从另一个角度来说，无功优化在保证电压安全稳定的同时，还需要降低系统的网络损耗，降低供电成本。图 7 给出在不同求解算法以及不同 SOP 投入数量下的 24h 网损曲线。主要实现两组方案的对比：1）在同样含两个 SOP 投入的配电网络中，分别使用混合算法、NSGA-Ⅲ、GAT-

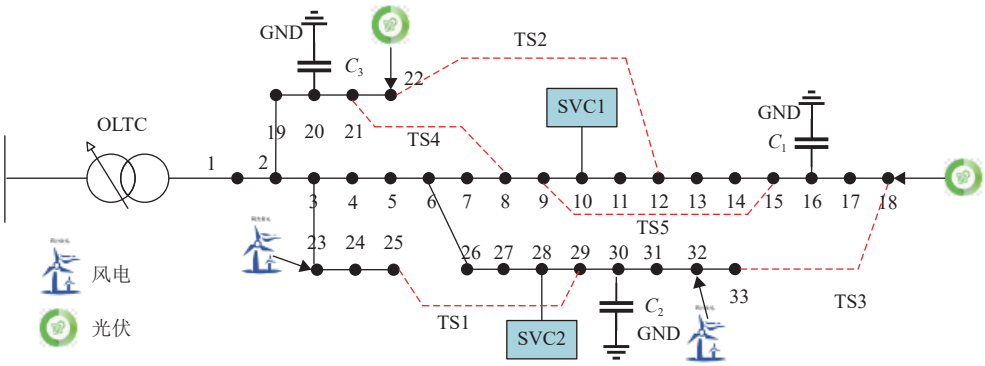

图 4 改进的 IEEE 33 节点系统结构拓扑

Fig. 4 Topology of modified IEEE 33-bus system

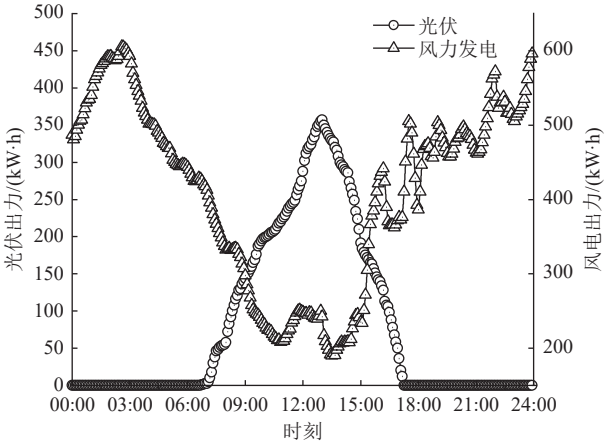

图 5　风电及光伏典型日负荷曲线

Fig. 5　Typical daily load curves for wind and PV

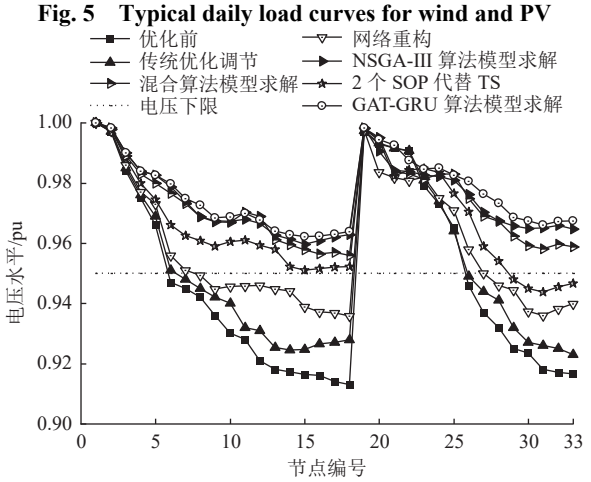

图 6　节点电压优化对比图

Fig. 6　Voltage optimization comparison of each node

GRU 算法进行优化；2）在采用算法 GAT-GRU 进行模型求解的情况下，对配电网投入不同数量的 SOP 进行优化。

在采用不同方法时，进行无功优化的实时网损可视化，结果如图 7 所示。结合实际 DG 出力曲线 (参见图 5)，在当天风速与光照因素影响下，网损会随着 DG 出力的变化产生一定量的波动，从而在一定程度上影响配电网网损。由图 7 可知，采用智能算法的模型优化结果要明显优于普通传统无功调节方式；相比于混合算法 (改进 GA-PSO) 与 NSGA-Ⅲ算法，本文提出的 GAT-GRU 方法在当网损增大到一定程度后，网损的下降速度要明显优于其他算法，且平均网络损耗相对较低，验证了在同等情况下，GAT-GRU 架构下的网络对于系统的负荷波动敏感程度更高，对于网络的无功补偿反应更加及时与准确；同时，相比于其他方法，网损更低。

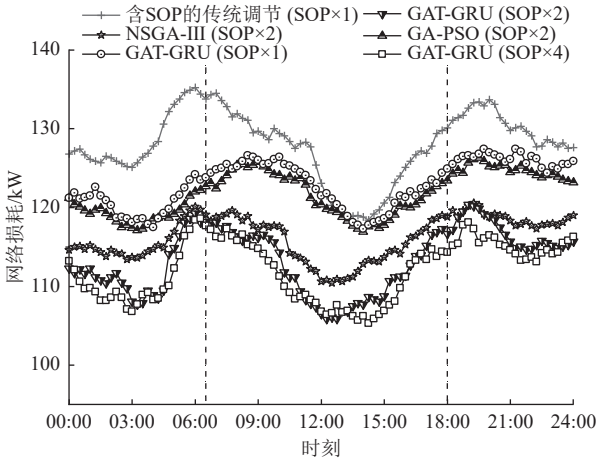

图 7　系统 24 h 网络损耗图

Fig. 7　Network loss of the system in 24 hours

另一方面，在相同条件下，随着 SOP 投入数量的增加，优化效果的改善程度越来越低。由于 SOP 的投入成本相对较高，随着 SOP 数量的增长，优化成本也随之大幅度上涨，但在大成本的投入下，SOP 使用数量的增加与所带来的优化效果并不呈正比增长，表明在当前电网形势下，需要综合考虑投入成本与损耗损失，高精度的优化在一定程度上牺牲了部分经济利益。因此，在配电网优化过程中，需要权衡成本与利益的平衡，同时也表明 SOP 并不能完全替代传统联络开关，SOP 与传统无功调节方式的综合协同更具有实际运用价值。

3.3　鲁棒性分析

为充分测试本文方法在当前配电网发展背景下的实际适用性与鲁棒性，将 DG 电源渗透率设置为 20%、30%、50%、60%，依次进行独立多次训练，并进行测试，统计不同渗透率下无功优化的各项指标如表 2、3 所示。

在相同渗透率下，相比于 MISOCP 与 PPO 方法下的无功优化，引入 SOP 后的优化模型在无功

表 2　不同渗透率下的平均有功损耗

Table 2　Average active power loss under different penetration rate

渗透率	MISOCP /kW	PPO /kW	GA-PSO /kW	NSGA-Ⅲ /kW	GAT-GRU /kW
优化前	202.680	202.680	202.680	202.680	202.680
20%	197.802	187.435	136.632	130.814	128.400
30%	176.621	154.077	130.788	124.746	118.659
50%	142.334	136.082	118.971	108.417	104.258
60%	128.095	117.792	106.658	97.212	95.574

表 3 不同渗透率下的平均电压偏差

Table 3 Average voltage offset under different penetration rate

渗透率	MISOCP /pu	PPO /pu	GA-PSO /pu	NSGA-Ⅲ /pu	GAT-GRU /pu
优化前	0.0869	0.0869	0.0869	0.0869	0.0869
20%	0.0537	0.0497	0.0461	0.0455	0.0449
30%	0.0492	0.0467	0.0456	0.0451	0.0445
50%	0.0461	0.0452	0.0443	0.0438	0.0433
60%	0.0468	0.0459	0.0448	0.0446	0.0444

损耗控制效果上有着极大的优势，平均降损达 31.47%，验证了网络重构与引入 SOP 在网损优化上的极大作用。在 60% 高渗透率下，本文模型具有 52.84% 的降损表现；在电压偏差控制方面，相比于 NSGA-Ⅲ也有平均 3% 的提升。

分析表 2、3 可知，在 DG 渗透率逐渐增长的过程中，该系统的有功损耗与电压偏差均在逐渐降低，这是因为有 DG 引入的情况下，分散式并网可在一定程度上缓解电压骤降，增加系统对电压的调节能力[30]。同时，根据表 2、3 可知，GAT-GRU 对于渗透率变化而带来的影响具有较好的泛化能力，与其他方法相比，无论在有功损耗还是在电压偏差等方面，都具有更好的无功优化应对表现。

为了检验该网络在复杂配电网下的鲁棒性，本文在上述算例的基础上，添加不同标准差的高斯扰动，以模拟大多数较大波动情况下的真实负荷情况，同时也规避数据可能出现的偶然现象。基于图 4 的算例进行分析，记录配电网在不同扰动下各节点电压水平，并进行三维可视化，如图 8、9 所示。其中，图 8 为 NSGA-Ⅲ方法下扰动稳定性测试结果，从图 8 可知，随着扰动的逐渐增强，配电网中节点电压相对降低的 16—18 节点以及 32、33 节点等均出现了不同程度的电压越限情况。

图 9 为相同处理方法下 GAT-GRU 的扰动稳定性测试结果。从图 9 可以看出，在扰动弱增强的过程中，没有出现节点电压越限的情况，能够保证配电网始终运行在安全的电压范围内。相比于 NSGA-Ⅲ，GAT-GRU 具有更为优异的鲁棒性。上述分析表明，在当前复杂配电网环境下，GAT-GRU 具有更好的无功优化性能。

4 结论

为提升在高渗透率 DG 接入配电网的复杂情况下的无功优化效果，本文提出一种基于 GAT-GRU 网络的配电网无功优化方法，并在改进的 IEEE 33 节点系统上进行仿真与分析。根据仿真结果，可以得到以下结论：

1）GAT-GRU 算法充分考虑到了配电网拓扑结构以及节点之间的影响关系，能够有效提取配电网特征，突破了传统深度学习在精度上的瓶颈；在不同渗透率下，可以有效地降低配电网的网络损耗。

2）通过 GAT 中的注意力机制进行不同节点

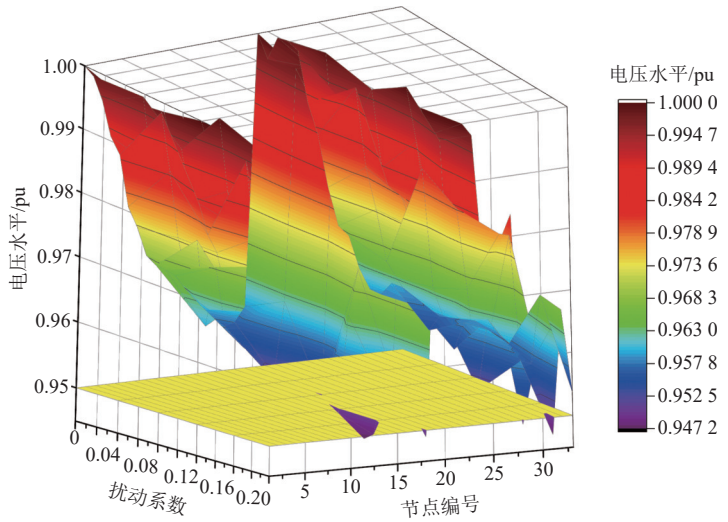

图 8 NSGA-Ⅲ扰动稳定性测试

Fig. 8 Disturbance stability test of NSGA-Ⅲ

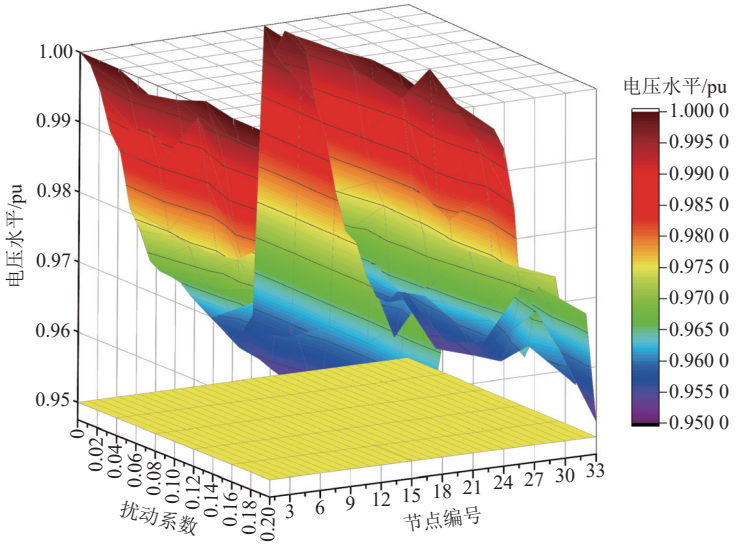

图 9　GAT-GRU 扰动稳定性测试

Fig. 9　Disturbance stability test of GAT-GRU

的权重分配，充分考虑到了风电、光伏以及无功补偿装置接入节点的特殊性，保证了系统各节点均无电压越限情况，有效降低了电压偏差。

3）本文将 GAT 与 GRU 网络进行融合，考虑源荷的时间性，从而降低源荷因时间波动给配电网带来的影响。

4）本文建立了以 GAT-GRU 为基础、SOP 与传统无功优化调节方式相结合的优化模型，在不同渗透率下能够有效降低网损和电压波动，相比于其他算法具有更好的鲁棒性和泛化能力，能够更好地完成配电网无功优化的任务。

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(in Chinese).

[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(in Chinese).

[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(in Chinese).

[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 penentration renewable energy[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2020, 41(2): 194−202(in Chinese).

[5] 林少华, 吴杰康, 莫超, 等. 基于二阶锥规划的含分布式电源配电网动态无功分区与优化方法 [J]. 电网技术, 2018, 42(1): 238−246.
LIN Shaohua, WU Jiekang, MO Chao, *et al*. Dynamic partition and optimization method for reactive power of distribution networks with distributed generation based on second-order cone programming[J]. Power System Technology., 2018, 42(1): 238−246(in Chinese).

[6] 罗培, 孙吉浩. 有源配电网动态无功优化解耦方法研究 [J]. 高电压技术, 2021, 47(4): 1324−1331.
LUO Pei, SUN Jihao. Research on decoupling method for dynamic reactive power optimization of active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1324−1331(in Chinese).

[7] 蔡昌春, 程增茂, 张关应, 等. 基于数据驱动的配电网无功优化 [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(in Chinese).

[8] 李笑竹, 王维庆, 王海云, 等. 考虑荷源双侧不确定性的跨区域灵活性鲁棒优化运行策略 [J]. 高电压技术, 2020, 46(5): 1538−1549.
LI Xiaozhu, WANG Weiqing, WANG Haiyun, *et al*. Robust optimized operation strategy for cross-region flexibility with bilateral uncertainty of load source[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(5): 1538−1549(in Chinese).

[9] 杨顺吉, 李庆生, 明志勇, 等. 考虑源荷随机性的配电网多目标概率无功优化 [J]. 南方电网技术, 2023, 17(1): 125−135.
YANG Shunji, LI Qingsheng, MING Zhiyong, *et al*. Multi-objective probabilistic reactive power optimization of distribution network considering the randomness of source and load[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 125−135(in Chinese).

[10] 彭泽森, 舒恺, 高飞翎, 等. 基于改进蜉蝣算法的一种新型无功优化补偿方法及其应用 [J]. 智慧电力, 2022, 50(12): 41−47.
PENG Zesen, SHU Kai, GAO Feiling, *et al*. A novel modified mayfly algorithm-based reactive power optimization compensation method and its application[J]. Smart Power, 2022, 50(12): 41−47(in Chinese).

[11] 张沛, 朱驻军, 谢桦. 基于深度强化学习近端策略优化的电网无功优化方法 [J]. 电网技术, 2023, 47(2): 562−572.
ZHANG Pei, ZHU Zhujun, XIE Hua. Reactive power optimization method based on proximal policy optimization of deep reinforcement learning[J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 562−572(in Chinese).

[12] 倪识远, 张林垚. 考虑动态重构的主动配电网多目标双层优化调度方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(20): 38−47.
NI Shiyuan, ZHANG Linyao. Multi-objective bi-level optimal dispatch method of an active distribution network considering dynamic reconfigurations[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 38−47(in Chinese).

[13] 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(in Chinese).

[14] 王俊丰, 孔令生, 范心明, 等. 面向有源配电网运行经济性的智能储能软开关规划 [J]. 电力建设, 2020, 41(10): 63−70.
WANG Junfeng, KONG Lingsheng, FAN Xinming, *et al*. Optimal planning for soft open point Integrated with ESS to improve the economy of active distribution network[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(10): 63−70(in Chinese).

[15] 王志强, 方正, 徐艺铭, 等. 计及重要用户失负荷风险的多端智能软开关优化配置方法 [J]. 高电压技术, 2020, 46(4): 1142−1153.
WANG Zhiqiang, FANG Zheng, XU Yiming, *et al*. Optimization configuration method for multi-terminal soft open point considering the load loss risk of important users[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(4): 1142−1153(in Chinese).

[16] 何英静, 沈舒仪, 何东, 等. 兼顾网损优化效益与投资成本的 SNOP 容量规划方法 [J]. 中国电力, 2020, 53(4): 32−40.
HE Yingjing, SHEN Shuyi, HE Dong, *et al*. A SNOP capacity planning method considering network-loss optimization benefit and investment cost[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 32−40(in Chinese).

[17] 赵金利, 陈昊, 宋关羽, 等. 考虑可靠性收益的配电网智能软开关规划方法 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44(10): 22−31.
ZHAO Jinli, CHEN Hao, SONG Guanyu, *et al*. Planning method of soft open point in distribution network considering reliability benefits[J]. Automation of Electric Power Systems., 2020, 44(10): 22−31(in Chinese).

[18] ASIF N A, SARKER Y, CHAKRABORTTY R K, *et al*. Graph neural network: A comprehensive review on non-euclidean space[J]. IEEE Access, 2021(99): 60588−60601.

[19] 廖文龙, 于赟, 王煜森, 等. 基于图卷积网络的配电网无功优化 [J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2150−2160.
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): 2150−2160(in Chinese).

[20] KIPF T N, WELLING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[C]//ICLR 2017. Toulon, France: NIPS, 2017.

[21] BARON M. Topology and prediction focused research on graph convolutional neural networks[J/OL]. (2018-08-01)[2023-05-10]. https://www.researchgate.net/publication/327199671_Topology_and_Prediction_Focused_Research_on_Graph_Convolutional_Neural_ Networks.

[22] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述 [J]. 计

算机学报, 2020, 43(5): 755−780.
XU Bingbing, CEN Keting, HUANG Junjie, *et al*. A survey on graph convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(5): 755−780(in Chinese).

[23] LIAO W, BAK-JENSEN B, PILLAI J R, *et al*. A review of graph neural networks and their applications in power systems[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(2): 345−360.

[24] 杨丽, 吴雨茜, 王俊丽, 等. 循环神经网络研究综述 [J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 3−5.
YANG Li, WU Yuxi, WANG Junli, *et al*. Research on recurrent neural network[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(S2): 3−5(in Chinese).

[25] 王雨嫣, 廖柏林, 彭晨, 等. 递归神经网络研究综述 [J]. 吉首大学学报 (自然科学版), 2021, 42(1): 41−48.
WANG Yuyan, LIAO Bolin, PENG Chen, *et al*. Research review of recurrent neural networks[J]. Journal of Jishou University(Natural Sciences Edition), 2021, 42(1): 41−48(in Chinese).

[26] 吕佳, 李婷婷. 半监督自训练方法综述 [J]. 重庆师范大学学报 (自然科学版), 2021, 38(5): 99−103.
Lü Jia, LI Tingting. A summary of semi-supervised self-training methods[J]. Journal of Chongqing Normal University(Natural Science), 2021, 38(5): 99−103(in Chinese).

[27] 曹一家, 姚欢, 黄小庆, 等. 基于 D-S 证据理论的变电站通信系统信息安全评估 [J]. 电力自动化设备, 2011, 31(6): 1−5.
CAO Yijia, YAO Huan, HUANG Xiaoqing, *et al*. Security evaluation of substation communication system based on D-S theory[J]. Electric Power Automation Equipment., 2011, 31(6): 1−5(in Chinese).

[28] 王守相, 王成山. 现代配电系统分析 [M]. 2 版. 北京: 高等教育出版社, 2014: 247.
WANG Shouxiang, WANG Chengshan. Analysis of modern distribution systems[M]. 2nd Edition. Beijing: Higher Education Press, 2014: 247(in Chinese).

[29] California ISO. Open access same-time information system(OASIS)[DB/OL]. (2021-6-1)[2021-10-9]. http://oasis.caiso.com/mrioasis/logon.do.

[30] 练依情, 袁智勇, 雷金勇, 等. 分散式风电接入在不同场景下对配电网的影响 [J]. 中国电力, 2020, 53(4): 49−58.
LIAN Yiqing, YUAN Zhiyong, LEI Jinyong, *et al*. Impact of dispersed wind farm integration on distributed network in different scenarios[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 49−58(in Chinese).

收稿日期：2023−03−02

作者简介：
刘会家 (1969)，男，博士，副教授，研究方向为配电网无功优化、潮流计算等，Email：874884829@qq.com；
滕杰 (1997)，男，硕士研究生，通信作者，研究方向为配电网、无功优化，Email：2633578966@qq.com；
冯铃 (1999)，女，硕士研究生，研究方向为配电网、潮流计算，Email：272317554@qq.com；
肖懂 (1999)，男，硕士研究生，研究方向为配电网、电网故障，Email：1969566240@qq.com。