

基于时序综合电压-有功灵敏度的储能 电源优化配置策略

吴彦伟¹, 姚 刚^{1,2,3*}, 张 帆¹, 汪世平¹, 王海全¹, 徐建松¹, 夏 雨^{1,2}

(1. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 电网运行风险防御技术与装备全国重点实验室 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106;

3. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

Optimal Configuration Strategy of Energy Storage Power Source Based on Time-Series Comprehensive Voltage-Active Power Sensitivity

WU Yanwei¹, YAO Gang^{1,2,3*}, ZHANG Fan¹, WANG Shiping¹, WANG Haiquan¹,

XU Jiansong¹, XIA Yu^{1,2}

(1. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

2. State Key Laboratory of Technology and Equipment for Defense against Power System Operational Risks,
NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

3. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University,
Shanghai 200240, China)

Abstract: [Objective] To address the issues of voltage fluctuations and increased network losses in distribution network caused by high photovoltaic penetration, this paper proposes an optimal configuration strategy of energy storage power source based on time-series comprehensive voltage-active power sensitivity. [Methods] Firstly, a static comprehensive sensitivity matrix between nodal voltage and active power variation was established to quantify the impact of power injection on voltage deviation across all nodes. Then, to reflect the time-series characteristics of photovoltaic output and load fluctuation, a time-series weighting factor was introduced to correct the influence of voltage deviations at different time periods, thereby forming a time-series comprehensive sensitivity index that determined the priority of energy storage system installation locations. On this basis, a multi-objective optimization model was formulated that simultaneously minimized the comprehensive operating costs of the energy storage system, voltage deviation of the distribution network, and total network losses. Subsequently, the optimization model was solved using an improved particle swarm optimization algorithm, which enhanced convergence speed and avoided local optimal by dynamically adjusting inertia weight and learning factors. Finally, generative adversarial network was employed to generate diverse

distribution network operational scenarios, thereby enriching the optimization dataset and improving the robustness of solutions under photovoltaic and load uncertainty. [Results] The case study results demonstrated that, compared with conventional voltage sensitivity analysis method, the proposed time-series sensitivity analysis method effectively enhanced the precision and targeted nature of node voltage regulation. The optimized energy storage system configuration achieved collaborative improvement in both economic performance and renewable energy utilization capability while ensuring that nodal voltages remained within permissible limits. [Conclusion] The proposed strategy significantly accelerates the energy storage planning process of distribution network, enhances its ability to maintain voltage stability under photovoltaic fluctuations, and promotes the economic and reliable operation of distribution network with high proportion photovoltaic.

Key words: time-series comprehensive voltage-active power sensitivity; energy storage planning; distribution network with high proportion photovoltaic; improved particle swarm optimization algorithm; generative adversarial network

摘 要:【目的】针对高比例光伏接入引发的配电网电压波动与网络损耗增加问题,本文提出了一种基于时序综

合电压-有功灵敏度的储能电源优化配置策略。【方法】首先,建立节点电压与有功功率变化之间的静态综合灵敏度矩阵,以量化功率注入对所有节点电压偏差的影响。其次,为反映光伏出力与负荷波动的时序特征,引入时序权重因子修正不同时段电压偏移的影响,从而形成时序综合灵敏度指标,用于确定储能系统的优先接入位置。在此基础上,构建同时最小化储能系统综合运行成本、配电网电压偏移和总网络损耗的多目标优化模型。然后,采用改进粒子群优化算法求解多目标优化模型,通过动态调整惯性权重和学习因子,提高算法的收敛速度并避免陷入局部最优。最后,采用生成对抗网络生成多种配电网运行场景,以丰富优化数据集,提高光伏与负荷不确定性下解的鲁棒性。【结果】算例结果表明,与传统电压灵敏度分析方法相比,所提时序灵敏度分析方法有效提升了节点电压调节的针对性和精度。优化后的储能系统配置在确保节点电压保持在允许运行范围内的同时,实现了经济性与可再生能源消纳能力的协同提升。【结论】所提策略显著加快了配电网储能规划过程,提升了其在光伏波动条件下维持电压稳定的能力,促进了高比例光伏配电网的经济与可靠运行。

关键词: 时序综合电压-有功灵敏度;储能规划;高比例光伏配电网;改进粒子群优化算法;生成对抗网络

0 引言

双碳目标的不断推进对配电网绿色经济运行提出了更高的要求,光伏(Photovoltaic, PV)因其清洁可再生的特性被大量接入配电网^[1]。然而, PV 渗透率急剧增加导致配电网节点电压越限情况加剧、网络损耗增加^[2],严重影响了配电网的安全经济稳定运行。部分研究以单一的电能质量为目标构建优化模型^[3],但此举可能导致配电网总体性能降低。也有相关研究以电能质量为约束条件构建优化模型^[4],但随着分布式能源比例不断升高,仅将电能质量用于约束条件,已经无法满足高比例 PV 配电网经济稳定运行的要求。

利用储能电源平抑 PV 电源出力,能促进配电网的安全经济稳定运行^[5],因此引起较多学者注意。现有研究在配电网优化中多将节点电压作为单一约束或目标,难以充分发挥调控潜力。随着分布式 PV 渗透率的提高,仅考虑容量优化已无法满足电能质量要求。研究表明,储能系统通过功率时移和出力平滑,可有效改善 PV 并网带来的电能质量问题。因此,基于多维度电能质量

指标的储能配置优化,成为提升配电网经济稳定运行的重要方向^[6]。

相关研究以综合经济成本、节点电压为目标进行储能配置及配电网优化调度^[7-8]。文献[9]基于电力市场下多方主体参与电源投资的场景提出一种基于过网费动态更新的分布式电源规划方法。文献[10]以有功出力与计划有功出力均方根误差最小为目标,综合考虑了储能荷电状态(State of Charge, SOC)和联合发电系统允许偏差。

另外,随着 PV 电源与储能电源的不断接入,配电网优化规划模型求解维度呈几何级上升,求解速度变慢^[11],这对含高比例 PV 配电网的储能规划提出了更高的要求。文献[12]将深度强化学习方法和数学启发式方法相结合,求解共享储能和微网经济调度模型。文献[13]利用双延迟深度确定性策略梯度算法求解微能源系统经济调度模型。

准确的出力预测可以缓解配电网的调峰调频压力,因此对新能源电源功率进行准确预测具有重要意义^[14]。文献[15]提出了一种融合信号分解、注意力机制、智能优化、深度时序学习与误差校正的多阶段组合预测框架,有效提高了风电功率短期预测精度。文献[16]利用改进支持向量机算法对多变量特征序列与 PV 功率的关系进行建模,所提方法的预测误差小于其他算法,证明了所提方法的有效性。

因此,本文首先提出一种基于配电网时序综合电压-有功灵敏度的储能电源优化配置策略,对所有节点灵敏度进行分析。然后,针对高比例 PV 配电网,从储能电源经济性、配网运行稳定性等方面建立储能电源优化配置模型,采用改进粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法求解,并进行算例分析。最后,通过算例分析验证了所提策略的有效性。

1 高比例 PV 配电网储能两阶段优化配置架构

高比例 PV 配电网储能两阶段优化配置架构如图 1 所示。第一阶段计算配电网各节点的灵敏度。首先,针对各个节点计算传统电压-有功灵敏

度及其权重系数;然后根据权重系数将传统电压-有功灵敏度矩阵整合为静态综合灵敏度矩阵;接着,针对各个时间断面,计算各个节点的静态综合灵敏度矩阵,将所有时间断面下的静态综合灵敏度矩阵组成时序综合灵敏度矩阵;最后,根据所得矩阵计算各节点灵敏度并排序。

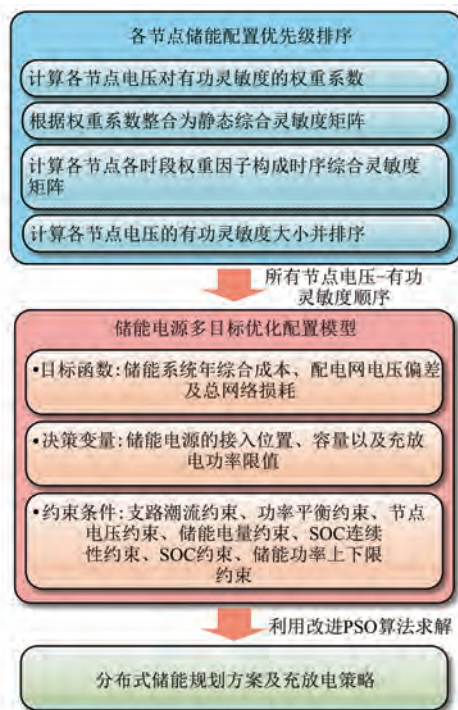


图1 储能优化配置架构

Fig. 1 Energy storage optimization architecture

第二阶段建立并求解储能电源多目标优化配置模型,得到储能规划方案及充放电策略。模型目标函数由储能系统年综合成本、配电网电压偏差和总网络损耗加权得到;决策变量为储能电源的接入位置、容量以及充放电功率限值;约束条件包括配电网常规约束和储能电源相关约束。最后采用改进 PSO 算法进行求解。

双层规划模型间的参数传递关系为第一阶段对各个节点的储能配置优先级进行排序,并将该顺序传递给下层优化配置模型,下层优化配置模型在此基础上进行求解,缩小模型求解空间,加快模型求解速度。

2 基于生成对抗网络的 PV 出力场景生成

PV 出力不确定性本质上受限于某一未知的

概率分布特性。传统方法通常依托历史观测数据,通过参数估计或非参数拟合方法构建概率分布模型,进而通过随机采样生成模拟样本,以此实现对 PV 出力不确定性的统计表征^[17]。然而,传统方法精确度较低,不能满足研究需求。因此,本文基于生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN),通过挖掘 PV 发电系统出力特性与配电网运行历史数据中蕴含的概率统计特征,实现对 PV 出力场景的智能化生成。该方法突破了传统概率建模方法的局限性,无需预先构建显式的概率密度函数,即可直接从历史运行数据中学习并重构具有相同统计特性的功率场景。

2.1 GAN 原理

GAN 通过生成器与判别器的博弈实现 PV 功率数据的生成^[18]。生成器学习真实功率曲线的特征分布以生成新数据;判别器作为二分类器,用于判别输入数据的真伪并输出其为真实数据的概率。

判别器和生成器的目标函数分别如式(1)、式(2)所示^[19]:

$$\max_D \{ E_{\mathbf{x} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + E_{\mathbf{z} \sim P_z(\mathbf{z})} \{ \log \{ 1 - D[G(\mathbf{z})] \} \} \} \quad (1)$$

$$\min_G \max_D \{ E_{P_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + E_{P_z(\mathbf{z})} \{ \log \{ 1 - D[G(\mathbf{z})] \} \} \} \quad (2)$$

式中: E 为期望; $\mathbf{x} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x})$ 为真实数据的概率分布; $\mathbf{z} \sim P_z(\mathbf{z})$ 为随机噪声的概率分布,一般取高斯分布; $D(\mathbf{x})$ 为判别器判别为真实数据的概率; $1 - D[G(\mathbf{z})]$ 为生成的数据判断为假的概率。

2.2 基于 GAN 的数据生成

在 GAN 的训练过程中,采用交替优化的策略对判别器和生成器进行迭代训练。

判别器训练阶段:固定生成器参数,通过从先验分布中采样随机噪声向量,经生成网络映射得到合成样本。判别器接收这两类样本作为输入,输出判别为真实数据的概率。基于判别结果与真实标签之间的差异,通过反向传播算法计算判别损失函数的梯度,如式(3)所示,并据此更新判别器参数。

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left\{ \frac{1}{2} [D(\mathbf{x}^i) - 1]^2 + \frac{1}{2} \{ D[G(\mathbf{z}^i)] + 1 \}^2 \right\} \quad (3)$$

式中: m 为批量样本数; $\mathbf{x}^i$ 为第 i 个真实样本; $\mathbf{z}^i$ 为第 i 个从先验分布 $P(\mathbf{z})$ 中采样的随机噪声; $G(\mathbf{z}^i)$ 为生成器 G 以 $\mathbf{z}^i$ 为输入生成的伪样本; $D(\mathbf{x}^i)$ 为判别器 D 对真实样本 $\mathbf{x}^i$ 的判别输出; $D[G(\mathbf{z}^i)]$ 为判别器 D 对生成样本 $G(\mathbf{z}^i)$ 的判别输出。

生成器训练阶段: 固定判别器参数, 通过计算生成网络的随机梯度更新生成器的参数, 其中生成器梯度如式(4)所示:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \{D[G(\mathbf{z}^i)]\}^2 \quad (4)$$

上述两个训练阶段交替进行, 直至达到预设的终止条件(如最大迭代次数或纳什均衡状态)。在模型收敛后, 可通过将随机采样的噪声向量输入到训练好的 GAN, 获得与真实数据分布高度近似的合成样本。

3 高比例 PV 配电网时序综合电压-有功灵敏度分析

随着储能电源和 PV 电源接入配电网数量的不断增加, 储能配置模型求解复杂度呈几何级增长, 因此有必要在储能配置前对配电网接入储能的节点进行预处理。本文建立时序综合电压-有功灵敏度指标对配电网接入节点进行预处理, 以减小模型求解时的运算量。

所提灵敏度指标通过引入节点电压偏移权重对传统方法进行改进, 将节点差异化纳入调压需求, 采用时段权重修正断面灵敏度, 适应配电网运行灵活性。改进后的灵敏度指标显著提升了分析精度和节点针对性, 为优化配置方案提供了有效指导依据^[20]。

根据传统节点电压灵敏度矩阵计算方法^[21], 节点电压灵敏度矩阵如式(5)所示:

$$\begin{bmatrix} \Delta\delta \\ \Delta U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial\delta}{\partial\mathbf{P}} & \frac{\partial\delta}{\partial\mathbf{Q}} \\ \frac{\partial U}{\partial\mathbf{P}} & \frac{\partial U}{\partial\mathbf{Q}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{P} \\ \Delta\mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $\Delta\delta$ 、 ΔU 分别为节点电压相角、节点电压幅值变化量; $\Delta\mathbf{P}$ 、 $\Delta\mathbf{Q}$ 分别为节点有功功率、无功功率注入变化量; $\frac{\partial\delta}{\partial\mathbf{P}}$ 、 $\frac{\partial\delta}{\partial\mathbf{Q}}$ 分别为电压相角对有功、无

功功率的灵敏度系数; $\frac{\partial U}{\partial\mathbf{P}}$ 、 $\frac{\partial U}{\partial\mathbf{Q}}$ 分别为电压幅值对有功、无功功率的灵敏度系数。

根据式(5), 节点电压-有功关系为

$$\Delta U = \mathbf{J}_{PU}^{-1} \Delta\mathbf{P} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{J}_{PU}^{-1}$ 为电压灵敏度矩阵。

传统配电网节点灵敏度如式(7)所示:

$$Z_{Sj} = \sum_{i=1}^{N-1} \frac{\partial U_i}{\partial P_j} \quad (7)$$

式中: Z_{Sj} 为节点 j 的电压-有功灵敏度指标; N 为配电网节点电压总数; U_i 为节点 i 的电压幅值; P_j 为节点 j 的有功功率注入量。

配电网供电模式加剧了节点电压波动, 对配电网电压偏移分析提出了更高的要求。因此, 以加权的方式修正节点电压偏移, 改进后的灵敏度矩阵元素如式(8)所示:

$$\begin{cases} Z_{ij,t} = \frac{\partial U_{i,t}}{\partial P_{j,t}} \times \kappa_{i,t} \\ \kappa_{i,t} = (V_{i,t} - V_{\text{ref},i,t})^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中: $Z_{ij,t}$ 为时段 t 节点 j 有功功率变化对节点 i 电压的时序加权灵敏度; $\kappa_{i,t}$ 为节点权重系数; $V_{i,t}$ 为时段节点 i 电压; $V_{\text{ref},i,t}$ 为 t 时段节点 i 参考电压。

鉴于 PV 电源接入对节点电压的影响差异, 为满足不同节点调压需求, 对模型进行改进, 如式(9)所示:

$$\begin{cases} \sum_{Sj,t} = \left| \sum_{i \in \Phi_H} \frac{\partial U_{i,t}}{\partial P_{j,t}} \times \kappa_{i,t} - \sum_{k \in \Phi_L} \frac{\partial U_{k,t}}{\partial P_{j,t}} \times \kappa_{k,t} \right| \\ \kappa_{i,t} = (V_{i,t} - V_{\text{ref},i,t})^2 \end{cases} \quad (9)$$

式中: Φ_H 为 t 时段电压偏高节点的集合; Φ_L 为 t 时段电压偏低节点的集合。

所有时间断面不同运行状态下灵敏度模型为

$$\begin{cases} Z_{\text{op},j} = \sum_{t=1}^{24} Z_{Sj,t} \times k_t \\ k_t = (N_{\text{ex},t} + 1) \times \max(V_{j,t} - V_{\text{ref},j,t})^2 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $Z_{\text{op},j}$ 为节点 j 时序综合灵敏度指标, 用于表征其在全天内电压调节的重要程度; $Z_{Sj,t}$ 为 t 时段节点综合灵敏度; k_t 为 t 时段权重因子; $\max(V_{j,t} - V_{\text{ref},j,t})$ 为 t 时段最大节点电压偏移; $N_{\text{ex},t}$ 为 t 时段电压越限节点数。

本文所提节点电压-有功灵敏度计算流程如

图2所示。

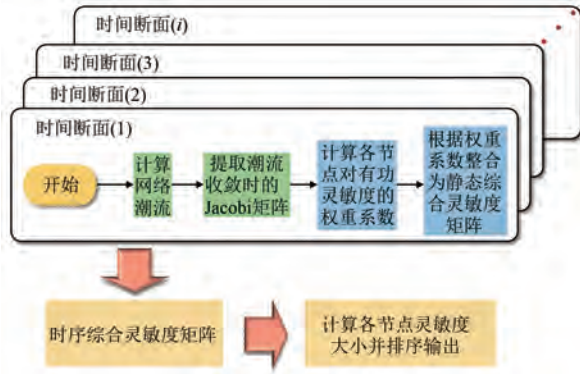


图2 节点电压-有功灵敏度计算流程

Fig.2 Nodal voltage-active power sensitivity calculation process

4 高比例 PV 配电网储能优化配置模型及求解

储能电源配置一般是一个多目标优化的数学问题。为促进高比例 PV 配电网的经济稳定运行,本文构建了多目标优化模型,基于时序综合电压-有功灵敏度确立的各节点储能配置优先级,求解得到储能优化配置方案和 24 h 充放电策略。

4.1 储能优化配置模型

构建以储能系统综合运行成本、配电网电压偏移和总网络损耗三个分目标分权加和^[22]后作为总目标的储能优化配置模型。

储能系统综合运行成本 F_1 包括储能投运成本 C_B 、网络损耗成本 C_L 以及主网购电成本 C_E 。其目标函数如式(11)所示:

$$\min F_1 = C_B + C_L + C_E \quad (11)$$

C_B 表达式为

$$C_B = \sum_{i=1}^{N_d} \left[\frac{\rho(1+\rho)^n}{(1+\rho)^n - 1} C_{D,i} + C_{r,i} \right] P_{DES,i} \quad (12)$$

式中: N_d 为安装储能电源数量; $C_{D,i}$ 为第 i 个储能的成本系数; $C_{r,i}$ 为第 i 个储能的运行成本系数; ρ 为贴现率; n 为储能使用寿命; $P_{DES,i}$ 为第 i 个储能的配置容量。

C_L 表达式为

$$C_L = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{24} P_{loss}(i) \cdot R(i) \quad (13)$$

式中: T 为储能一年内运行天数; $P_{loss}(i)$ 为采样时刻网络损耗功率; $R(i)$ 为分时电价。

C_E 表达式为

$$C_E = (1 + \rho)^n \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{24} c_m P_m(i) \quad (14)$$

式中: $P_m(i)$ 为采样时刻主网输出功率; c_m 为主网购电的单位成本。

电压偏移目标函数如式(15)所示:

$$\min F_2 = \sum_{i=1}^{24} \left(\sum_{j=1}^N |U_i - U_0| + \mu_\gamma \sum_{l \in \Phi_{HL}} \left| \frac{\Delta U_l}{U_{Lmax} - U_{Lmin}} \right|^2 \right) \quad (15)$$

式中: F_2 为电压偏移指标; U_i 为第 i 个节点所在母线的电压; U_0 为系统基准电压; μ_γ 为越界惩罚系数; U_{Lmax} 、 U_{Lmin} 分别为节点电压的上、下限; ΔU_l 为节点电压偏移。

日配电网有功网络损耗 F_3 目标函数如式(16)所示:

$$\min F_3 = \sum_{i=1}^{24} \sum_{j \in Br} [G_{ij}(U_{i,t}^2 + U_{j,t}^2 - 2U_{i,t}U_{j,t}\cos\delta_{ij,t})] \quad (16)$$

式中: G_{ij} 为各个节点间线路电导; $U_{i,t}$ 、 $U_{j,t}$ 分别为节点 i 、 j 的电压幅值; $\delta_{ij,t}$ 为支路首末电压相角差; Br 为所有支路集合。

约束条件包括功率平衡约束、节点电压约束、支路潮流约束、储能电量约束、储能 SOC 连续性约束、储能 SOC 约束以及储能上下限约束等。

4.2 模型求解

4.2.1 改进 PSO 算法原理分析

标准 PSO 算法的核心机理为算法初始化阶段在解空间内随机生成一定规模的粒子群,每个粒子代表一个潜在的优化解。在迭代过程中,各粒子通过动态调整其运动状态来实现搜索过程,具体表现为根据个体历史最优解和群体全局最优解的双重引导信息,持续更新其位置矢量和速度矢量。迭代时每个粒子速度和位置更新方式如式(17)和(18)所示:

$$v_{id}^{(k+1)} = wv_{id}^{(k)} + c_1r_1[P_{id}^{(k)} - x_{id}^{(k)}] + c_2r_2[G_d^{(k)} - x_{id}^{(k)}] \quad (17)$$

$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \quad (18)$$

式中: $v_{id}^{(k)}$ 、 $v_{id}^{(k+1)}$ 和 $x_{id}^{(k)}$ 、 $x_{id}^{(k+1)}$ 分别为第 k 、 $k+1$ 次迭代时粒子 i 在第 d 个维度的速度和位置; w 为

惯性权重; c_1 、 c_2 分别为个体、群体学习因子; $P_{id}^{(k)}$ 为第 i 个粒子在第 k 次迭代后个体最优位置; $G_d^{(k)}$ 为第 k 次迭代后种群最优位置; r_1 、 r_2 为学习因子调整系数,其范围是 $[0,1]$ 。

针对传统 PSO 算法存在的早熟收敛及收敛性能不足等局限性,本文引入分合群提升算法搜索能力和收敛特性^[23-25]。分群阶段通过适应度排序和分层抽样将粒子划分为若干子群,确保各子群内粒子质量呈梯度分布,其优势有:子群在解空间内呈分散分布,扩大了搜索范围;各子群并行执行局部优化,避免过早收敛;通过强制分配策略确保各子群包含不同质量的粒子。合群阶段将分群阶段获取的若干局部最优解作为合群迭代的初始种群,其优势有:继承分群阶段优化结果;提高搜索精度;加快收敛速度。

分群迭代时,其速度按式(19)更新,惯性权重因子按式(20)更新。合群迭代时,速度按式(17)更新,惯性权重因子按式(22)更新。粒子的位置均按式(18)更新。速度初始值由式(21)产生。

$$v_{id}^{(k+1)} = wv_{id}^{(k)} + c_1r_1[p_{best} - x_{id}^{(k)}] + c_3r_3[l_{best} - x_{id}^{(k)}] + c_2r_2[g_{best} - x_{id}^{(k)}] \quad (19)$$

$$w = w_0 - 0.8(k-1)/(T_1 + T_2 - 1) \quad (20)$$

$$v_{id}^1 = \text{round}[2\text{rand}(1,D) \cdot V_{\max}(1:D) - V_{\max}(1:D)] \quad (21)$$

$$w = w_0 - 0.8(T_1 + k - 1)/(T_1 + T_2 - 1) \quad (22)$$

式中: c_3 、 r_3 分别为子群学习因子、学习因子调整系数, $r_3 \in [0,1]$; l_{best} 为子群最优解; p_{best} 为当前粒子的历史最优解; g_{best} 为全局最优解; w_0 为初始权重因子; T_1 、 T_2 分别为分群、合群迭代次数; v_{id}^1 为第 i 个粒子在第 d 个维度的初始速度; $V_{\max}(1:D)$ 为最大速度矢量; round 为取整函数; rand 为随机数函数;有关改进的解释参见文献[26-30]等。

4.2.2 模型求解流程

高比例 PV 配电网储能优化配置模型求解流程如图 3 所示。

5 算例分析

5.1 算例参数设置

仿真算例采用 IEEE-33 节点配电网,在节点

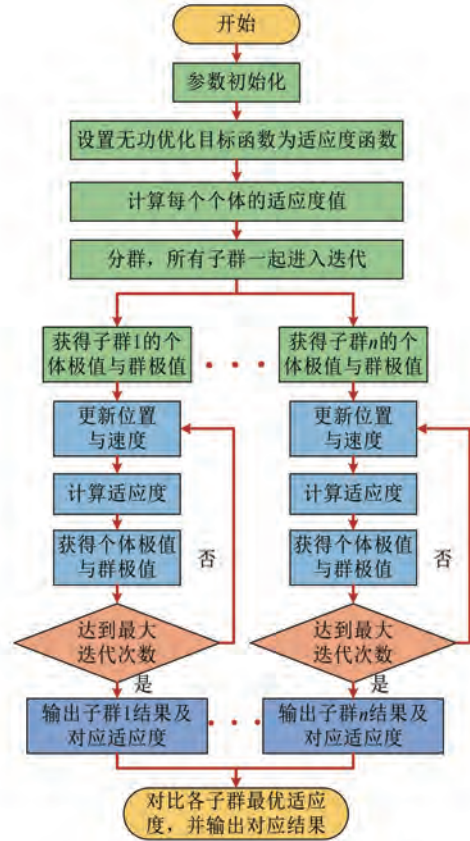


图 3 高比例 PV 配电网储能优化配置模型求解流程

Fig. 3 Solution process of optimized energy storage allocation model for distribution network with high proportion PV

6、9、12、14、18、22、25、28、31 和 32 接入 PV, 额定容量 (kVA) 分别为 110、147、293、285、270、270、175、90、180 和 90, 如图 4 所示。最大正向功率为 8.48 MW, 不考虑 PV 无功, PV 渗透率为 19.35%。由 GAN 生成的三个月的 PV 电源有功输出如图 5 所示, 分时电价如图 6 所示, 计算过程中的参数设置如表 1 所示。

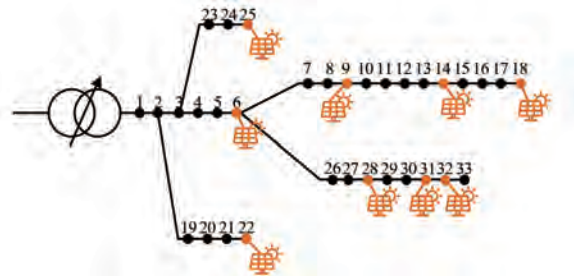


图 4 33 节点配电网

Fig. 4 33-node distribution network

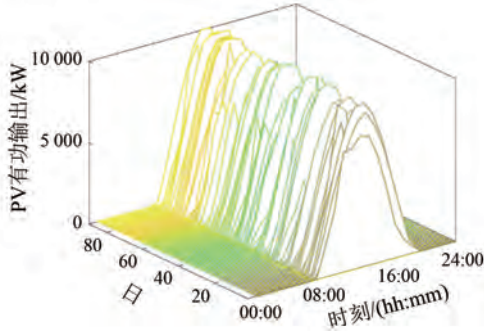


图5 PV有功输出

Fig. 5 PV active power output

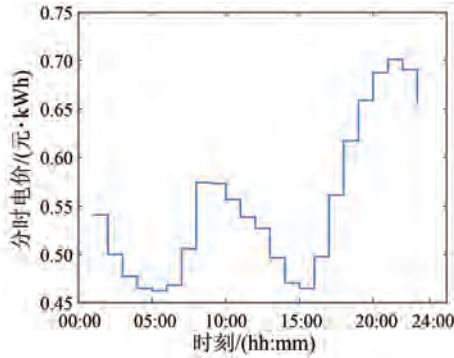


图6 分时电价

Fig. 6 Time-of-use electricity tariff

表1 参数设置

Tab. 1 Parameters setting

参数名称	参数值
贴现率 $\rho/\%$	3
规划年限 n	20
充放电效率 $\eta_c, \eta_d/\%$	90
储能投资成本系数 C_D	845.2
储能运行成本系数 C_r	0.05
单位购电成本 c_m	0.7
SOC 的上、下限	0.2, 0.9
电压越限惩罚系数 μ_y	12

5.2 灵敏度分析

根据时序综合电压-有功灵敏度指标,计算各节点灵敏度。第12小时的各节点的传统灵敏度和综合灵敏度结果对比如图7所示。

由图7可知,传统灵敏度计算方法忽略了不同节点的调压需求,因此传统方法计算结果明显高于本文方法计算结果。

利用所提方法计算灵敏度,时序灵敏度较高的节点如表2所示,所有节点的时序灵敏度如图8所示。

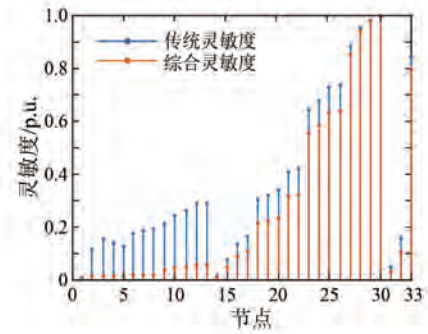


图7 不同灵敏度对比

Fig. 7 Comparison of different sensitivities

表2 部分节点时序灵敏度

Tab. 2 Partial node time-series sensitivity

节点	灵敏度/p. u.	节点	灵敏度/p. u.
18	0.247×10^{-3}	32	0.232×10^{-3}
17	0.242×10^{-3}	16	0.212×10^{-3}
33	0.234×10^{-3}	15	0.207×10^{-3}

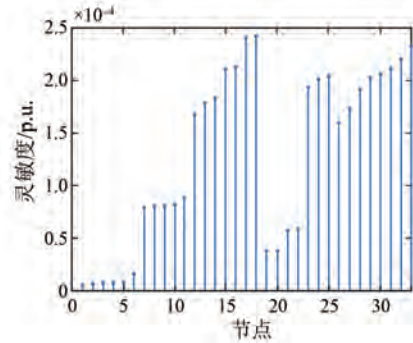


图8 各节点时序灵敏度

Fig. 8 Time-series sensitivity of each node

由图8可知,系统时序灵敏度呈现显著的时空特性,节点间存在明显的灵敏度梯度分布,整体呈现从低灵敏度区向高灵敏度区过渡的非线性变化规律。其中节点17、18构成系统的高灵敏度区域,其灵敏度值显著高于系统基准水平。因此,在储能规划的过程中应着重考虑这些高灵敏度区域节点。

5.3 储能配置方案

基于配电网的实际考察和经验判断,本文选择接入储能电源的数量为4,具体储能配置方案及该方案下优化目标结果分别如表3、表4所示。

由表4可知,在年综合运行成本方面,本文所提储能优化配置方案显著优于传统规划方案,其年综合运行成本为 1.1778×10^5 元,较传统方案的

1.282 8×10⁵ 元降低了约 8.2%;在电压偏移方面,本文所提方案较传统方案改善了 11.2%,表明优化后的储能系统有效改善了系统电压水平,提升了电压稳定性;在总网络损耗方面,优化方案为 6.69 MWh,传统方案为 6.9 MWh,无储能方案为 6.89 MWh。对比结果可知,本文所提储能优化配置模型可有效改善配电网运行性能,提高了配电网运行经济性,证明了本文所提储能配置方案的有效性以及改进 PSO 算法在求解配电网规划模型上的实用性。

表 3 储能配置方案

Tab. 3 Energy storage configuration programme	
储能接入位置	容量/kWh
18	419.88
33	213.97
28	284.51
25	272.86

表 4 优化目标结果对比

Tab. 4 Comparison of optimization target results			
方案名称	年综合运行成本/元	电压偏移/V	总网络损耗/MWh
储能优化配置方案	1.177 8×10 ⁵	31.78	6.69
传统储能规划方案	1.282 8×10 ⁵	35.8	6.9
无储能接入	/	35.65	6.89

为进一步说明储能电源的配置对配电网经济稳定运行的促进作用,针对图 9 所示的储能全天充放电功率进行分析。

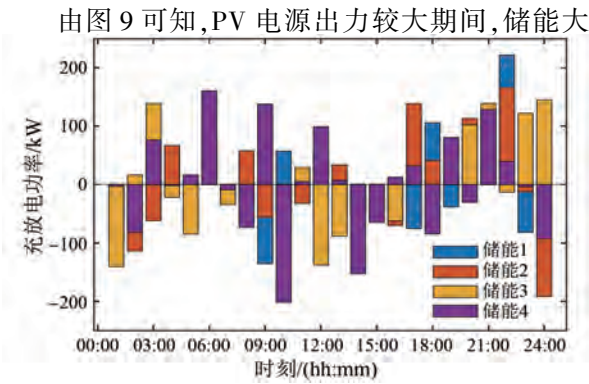


图 9 储能全天充放电功率

Fig. 9 Energy storage all-day charge and discharge power

部分时间充电;在 20:00~5:00 期间,PV 出力较小,此时由储能向负荷供电;低电价时段,配电网向上级电网购电,此时储能充电。

储能 2 的充放电功率如图 10 所示。由图 10 可知,通过精确控制 24 小时内的充放电能量平衡,确保系统在运行周期结束时 SOC 恢复至初始值。这种控制策略保证了储能容量稳定性,同时避免过充/过放导致的性能衰减,延长了储能设备的使用寿命。该方法为后续循环运行提供了可靠的容量保障,有效提升了储能系统的循环耐久性。

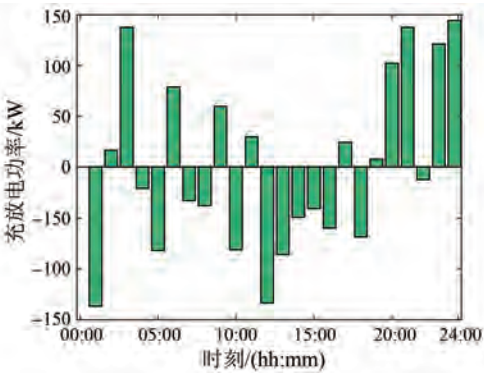


图 10 储能 2 充放电功率

Fig. 10 Energy storage 2 charge and discharge power

储能接入前后配电网电压如图 11 所示,网络损耗如图 12 所示,各项指标对比如表 5 所示。

由图 11 可知,储能接入后电压越限情况明显减少,促进了配电网的安全稳定运行。

由图 12 可知,网络损耗与负荷呈正相关。光照充足时段,PV 出力大,负荷需求较小,网络损耗明显下降;PV 出力较小甚至为零时,负荷峰谷差增大,导致网络损耗改善程度有限。储能接入改变了这一特性,在午间 PV 出力高峰时段,储能充电吸收过剩功率,网络损耗小幅增加,有效抑制了功率倒送;在夜间负荷高峰时段,储能放电补偿负荷,网络损耗进一步降低。这种双向调节机制显著提升了配电网全天候运行经济性。

由表 5 可知,储能系统的优化配置对配电网运行性能具有显著改善作用。电压平均偏移率由 2.62%降至 1.86%,同时电压改善程度提升了 0.79 个百分点;网络损耗从 6.691 6 MW 降低至 6.058 9 MW,网络损耗改善幅度达到 8.42 个百分点;返送功率降低了 50.55%,PV 就地消纳率提升了 1.78 个百分点。

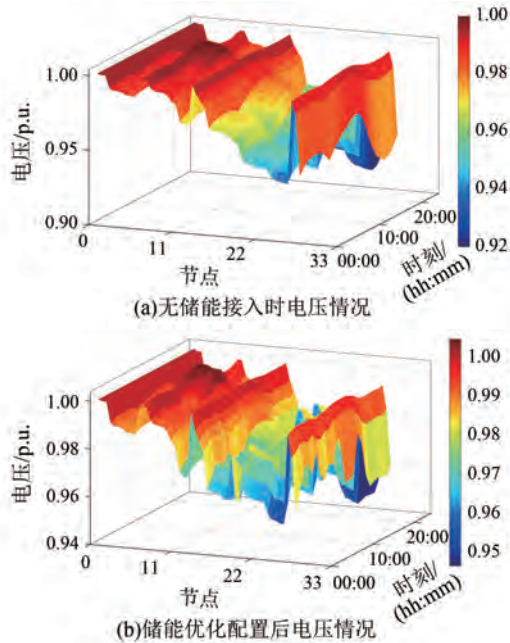


图 11 储能接入前后的配电网电压

Fig. 11 Distribution network voltage before and after energy storage access

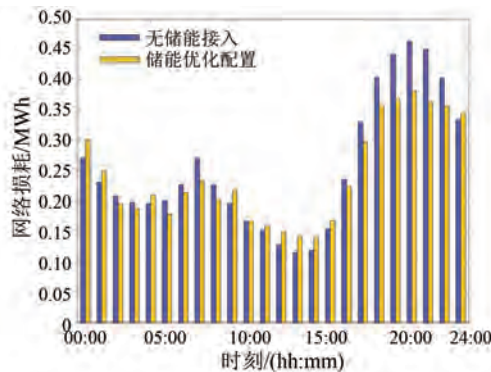


图 12 储能接入前后的网络损耗

Fig. 12 Network loss before and after energy storage access

表 5 储能接入前后各项指标对比

Tab. 5 Comparison of indicators before and after energy storage access

指标名称	无储能接入	储能优化配置后
电压平均偏移率/%	2.62	1.86
电压改善程度%	100.28	101.07
网络损耗/MW	6.691 6	6.058 9
网络损耗改善程度%	11.03	19.45
返送功率/MW	0.630 6	0.311 7
PV 就地消纳率%	96.48	98.26

6 结语

针对高比例 PV 接入引发的配电网电压波动剧烈、网络损耗偏高及电压越限等问题,本文提出了一种融合时序综合灵敏度分析与多目标优化的储能配置策略,得到结论如下。

(1)采用 GAN 生成典型配电网运行状态,克服了传统方法拟合 PV 发电功率复杂概率特征的准确率较低的劣势,为储能电源规划提供了更接近客观实际的应用场景。

(2)通过构建考虑不同时段电压偏移的时序综合灵敏度指标,精准量化各节点储能调节需求,有效解决了传统灵敏度分析忽略调压差异与时段特性的问题。

(3)以年综合成本、电压偏移及总网络损耗为目标的优化模型,结合改进 PSO 算法高效求解,实现了经济性与电压质量的协同优化。

本文研究成果为高比例 PV 配电网的储能规划提供了科学工具,对提升电网灵活性、促进新能源消纳及降低运行成本具有重要工程应用价值。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

吴彦伟进行了方案设计、模型代码编译和内容总结,姚刚、张帆、汪世平、王海全、徐建松和夏雨参与了论文的撰写与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, model code compilation and content summary were carried out by Wu Yanwei. The paper writing and revising were carried out by Yao Gang, Zhang Fan, Wang Shiping, Wang Haiquan, Xu Jiansong and Xia Yu. All authors have read and approved the final version of the manuscript for submission.

参考文献

[1] 刘广一,李文云,路学刚,等. 基于图计算的源网荷储协同运行关键技术研究进展与展望[J]. 供

- 用电, 2024, 41(8): 75-87.
- LIU G Y, LI W Y, LU X G, et al. Research progress and prospect of key technologies for source-grid-load-storage collaborative operation based on graph computing [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(8): 75-87.
- [2] 朱晓春, 张金江, 毕水仙, 等. 考虑高渗透光伏与电动汽车的配电网无功优化[J]. *供用电*, 2024, 41(12): 110-120.
- ZHU X C, ZHANG J J, BI S X, et al. Distribution grid reactive power optimization considering high penetration photovoltaics and electric vehicles [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(12): 110-120.
- [3] 陈茜, 白晶, 陈小月, 等. 分布式光伏并网对配电网的影响综述[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(27): 11491-11504.
- CHEN Q, BAI J, CHEN X Y, et al. Review of the impact of distributed PV grid integration on the power grid [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(27): 11491-11504.
- [4] 王子辉, 贾燕冰, 李彦晨, 等. 计及电能质量影响的主动配电网光储容量优化[J]. *电网技术*, 2024, 48(2): 607-620.
- WANG Z H, JIA Y B, LI Y C, et al. Optimal capacity configuration of photovoltaic and energy storage system in active distribution network considering influence of power quality [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(2): 607-620.
- [5] 谢小荣, 马宁嘉, 刘威, 等. 新型电力系统中储能应用功能的综述与展望[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(1): 158-169.
- XIE X R, MA N J, LIU W, et al. Functions of energy storage in renewable energy dominated power systems: Review and prospect [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(1): 158-169.
- [6] 刘通, 王扬, 蔡永翔, 等. 考虑经济性和韧性均衡的网格化配电网光储系统配置方法[J]. *供用电*, 2024, 41(9): 53-61.
- LIU T, WANG Y, CAI Y X, et al. Configuration method of PV-storage system in web-based cellular distribution network considering balance of economy and resilience [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(9): 53-61.
- [7] 金向朝, 董镛, 唐鹤, 等. 考虑电能质量提升的分布式光伏储能系统容量优化配置方法[J]. *能源与环保*, 2025, 47(3): 243-250.
- JIN X C, DONG D, TANG H, et al. Capacity optimization configuration method of distributed photovoltaic energy storage system considering power quality improvement [J]. *China Energy and Environmental Protection*, 2025, 47(3): 243-250.
- [8] 罗政杰, 任惠, 辛国雨, 等. 基于模型预测控制的高比例可再生能源电力系统多时间尺度动态可靠优化调度[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(6): 150-160.
- LUO Z J, REN H, XIN G Y, et al. Multi-time scale dynamic reliable optimal scheduling of power system with high proportion renewable energy based on model predictive control [J]. *Acta Energetica Sinica*, 2024, 45(6): 150-160.
- [9] 李彦晨, 贾燕冰, 谢栋, 等. 计及电能质量影响的配电网风储优化配置[J]. *电网技术*, 2023, 47(6): 2391-2404.
- LI Y C, JIA Y B, XIE D, et al. Optimal configuration of wind turbine and energy storage system in distribution network considering influence of power quality [J]. *Power System Technology*, 2023, 47(6): 2391-2404.
- [10] 曹帅, 吴鑫, 刘锦玉, 等. 光储联合发电系统调度优化控制策略[J]. *电机与控制应用*, 2023, 50(7): 89-94.
- CAO S, WU X, LIU J Y, et al. Scheduling optimization control strategy of PV-and-storage combined power generation system [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2023, 50(7): 89-94.
- [11] 司金冬, 吴熙, 郭其胜, 等. 面向高比例新能源消纳的地区电网柔性互联规划与运行技术综述[J]. *电网技术*, 2024, 48(6): 2272-2286.
- SI J D, WU X, GUO Q S, et al. Review of flexible interconnection of regional grids interconnection planning and operation techniques for high percentage of renewable energy consumption [J]. *Power System Technology*, 2024, 48(6): 2272-2286.
- [12] 吴彦伟, 姚刚, 王海全, 等. 基于能量共享的多微网协同优化调度[J]. *电机与控制应用*, 2024, 51(8): 1-11.
- WU Y W, YAO G, WANG H Q, et al. Multi-microgrids cooperative optimal scheduling based on energy sharing [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2024, 51(8): 1-11.
- [13] 张波, 冯国礼, 郭景维, 等. 基于深度强化学习的

- 微能源系统优化调度[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(11): 63-70.
- ZHANG B, FENG G L, GUO J W, et al. Optimal scheduling of micro-energy system based on deep reinforcement learning [J]. 2022, 49(11): 63-70.
- [14] 董存, 王铮, 白捷予, 等. 光伏发电功率超短期预测方法综述[J]. 高电压技术, 2023, 49(7): 2938-2951.
- DONG C, WANG Z, BAI J Y, et al. Review of ultra-short-term forecasting methods for photovoltaic power generation [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2938-2951.
- [15] 刘志坚, 孙瑞星, 黄建, 等. 基于 ICEEMDAN-SE-MSGJO-LSTM-EC 的短期风电功率预测[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(12): 42-53.
- LIU Z J, SUN R X, HUANG J, et al. Short-term wind power prediction based on ICEEMDAN-SE-MSGJO-LSTM-EC [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(12): 42-53.
- [16] 徐萌. 基于 MA-SVM 方法的短期光伏功率预测[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(7): 104-111.
- XU M. Short-term photovoltaic power prediction based on MA-SVM method [J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(7): 104-111.
- [17] 王冠中. 数据驱动的高比例可再生能源电力系统不确定性分析研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- WANG G Z. Data-driven uncertainty analysis in power systems with high proportion of renewable energy [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [18] 管庭基, 罗萍萍, 林济铿, 等. 基于生成对抗网络的中长期光伏出力场景生成方法[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(4): 161-170.
- GUAN T J, LUO P P, LIN J K, et al. Method for generating medium and long-term photovoltaic output scenarios based on generative adversarial networks [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(4): 161-170.
- [19] 姜通海, 王峰, 刘子琪, 等. 基于改进生成对抗网络的风光气象资源联合场景生成方法[J]. 中国电力, 2025, 58(3): 183-192.
- JIANG T H, WANG F, LIU Z Q, et al. A joint scenario generation method for wind-solar meteorological resources based on improved generative adversarial network [J]. Electric Power, 2025, 58(3): 183-192.
- [20] 李振坤, 陈思宇, 符杨, 等. 基于时序电压灵敏度的有源配电网储能优化配置[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16): 4630-4640.
- LI Z K, CHEN S Y, FU Y, et al. Optimal allocation of ESS in distribution network containing DG base on timing-voltage-sensitivity analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(16): 4630-4640.
- [21] 吴鑫, 曹帅, 安天瑜, 等. 计及权重系数影响的区域电网时段多目标调度优化策略[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(7): 81-88.
- WU X, CAO S, AN T Y, et al. Multi-objective scheduling optimization strategy of regional power grid considering the influence of weighting factors [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(7): 81-88.
- [22] 熊守江. 基于灵敏度分析的电力系统经典优化算法研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2020.
- XIONG S J. Research on classic optimization algorithm of power system based on sensitivity analysis [D]. Nanchang: Nanchang University, 2020.
- [23] 赵波, 曹一家. 电力系统无功优化的多智能体粒子群优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 1-7.
- ZHAO B, CAO Y J. A multi-agent particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 1-7.
- [24] 吴方劫, 张承学, 段志远. 基于动态多种群粒子群算法的无功优化[J]. 电网技术, 2007, 31(24): 35-39.
- WU F J, ZHANG C X, DUAN Z Y. Application of modified particle swarm optimization in reactive power optimization [J]. Power System Technology, 2007, 31(24): 35-39.
- [25] 张宇. 张南地区大规模新能源场站接入后的调压方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- ZHANG Y. Research on voltage adjustment after large-scale new energy power plants integration in Zhangnan [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [26] 张文. 基于粒子群优化算法的电力系统无功优化研究[D]. 济南: 山东大学, 2006.
- ZHANG W. Studies on power system reactive power optimization based on particle swarm algorithm [D]. Ji'nan: Shandong University, 2006.
- [27] 张文, 刘玉田. 自适应粒子群优化算法及其在无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(8):

- 19-24.
ZHANG W, LIU Y T. Adaptive particle swarm optimization and its application in reactive power optimization [J]. Power System Technology, 2006, 30(8): 19-24.
- [28] 赵波, 郭创新, 张鹏翔, 等. 基于分布式协同粒子群优化算法的电力系统无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(21): 1-7.
- ZHAO B, GUO C X, ZHANG P X, et al. Distributed cooperative particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(21): 1-7.
- [29] 刘宇. 主动配电网规划关键技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- LIU Y. Studies on the key technologies of active distribution network planning [D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
- [30] 林译涵. 多级电网规划方案的演化模拟和变电站重要性评价方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2024.
- LIN Y H. The evolution simulation of multi-level grid planning schemes and the research on substation importance evaluation methods [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2024.
-
- 收稿日期:2025-08-02
收到修改稿日期:2025-09-01
作者简介:
 吴彦伟(1991-),男,硕士,工程师,研究方向为微电网运行控制、电力电子共性平台技术,wuyanwei1@sgepri.sgcc.com.cn;
 *通信作者:姚刚(1984-),男,博士研究生,正高级工程师,研究方向为电力系统继电保护,yaogang@sgepri.sgcc.com.cn。