

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518388

计及低碳需求响应的主动配电网有功无功协同优化^{*}

魏业文¹ 王潇¹ 雷明¹ 谭林² 徐涛²

(1.三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002; 2.国网湖北省电力有限公司宜昌供电公司 宜昌 443000)

摘要: 针对高比例新能源接入配电网引起的电压越限等问题,提出一种考虑低碳需求响应的主动配电网有功无功协同优化策略。首先,为充分挖掘系统碳减排潜力,建立阶梯碳交易模型,激发荷侧调整用电行为实现低碳响应。然后考虑配网运行需求,构建以网损、电压偏差和综合运行成本最小为目标,补偿设备和柔性负荷为决策变量的协同优化模型。为克服鹈鹕算法收敛速度慢且易陷入局部最优等缺陷,提出一种改进鹈鹕算法。在算法前期,采用 Bernoulli混沌映射初始化种群并引入麻雀警戒者机制及非线性惯性权重,均衡并提升算法的探索和开发能力。在迭代后期,通过柯西扰动提升算法跳出局部最优的能力。最后通过改进的 IEEE33 节点系统仿真,验证所提策略和算法的有效性。

关键词: 主动配电网;阶梯碳交易;协同优化;新能源并网;改进鹈鹕算法

中图分类号: TM732.3; TN92 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.4054

Active and reactive power coordinated optimization of active distribution network considering low-carbon demand response

Wei Yewen¹ Wang Xiao¹ Lei Ming¹ Tan Lin² Xu Tao²

(1. School of Electrical Engineering and New Energy, Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Yichang Power Supply Company, Yichang 443000, China)

Abstract: A proactive active and reactive power collaborative optimization strategy considering low-carbon demand is proposed to address issues such as voltage exceeding limits caused by the high proportion of new energy connected to the distribution network. Firstly, in order to fully tap into the potential of carbon reduction in the system, a tiered carbon trading model is established to stimulate load side adjustment of electricity consumption behavior and achieve low-carbon response. Then, considering the operational requirements of the distribution network, a collaborative optimization model is constructed with the goal of minimizing network loss, voltage deviation, and comprehensive operating costs, and compensating equipment and flexible loads as decision variables. To overcome the drawbacks of slow convergence speed and susceptibility to local optima in the Pelican algorithm, an improved Pelican algorithm is proposed. In the early stage of the algorithm, Bernoulli chaotic mapping is used to initialize the population and sparrow vigilance mechanism and nonlinear inertia weights are introduced to balance and enhance the exploration and development capabilities of the algorithm. In the later stage of iteration, the Cauchy perturbation is used to enhance the algorithm's ability to escape from local optima. Finally, the effectiveness of the proposed strategy and algorithm was verified through simulation of an improved IEEE33 node system.

Keywords: active distribution network; ladder carbon trading; collaborative optimization; new energy grid connection; improve pelican algorithm

0 引言

近年来,为积极响应国家“双碳”目标,电力部门大力发展战略新能源并网的低碳型电力系统^[1]。但随着分布式电源并网的占比日益增加,配网易出现电压越限、电压波动和网损

增加等问题^[2-3]。因此,研究如何统筹协调网内多种调控资源,实现系统的低碳高质量安全运行,具有重要的现实意义。

无功优化作为优化电能质量的重要手段,学者对此进行了较为广泛的研究。徐涛等^[4]建立融合注意力机制的无

收稿日期:2025-03-19

* 基金项目:国家自然科学基金(52377191)、国家自然科学基金青年基金(52107108)项目资助

功优化模型,提升了风光出力预测精度和可行解的精度,但响应场景变化能力不足。张静忠等^[5]和吴迪等^[6]提出一种考虑风光出力不确定性的无功优化模型,提升了系统应对源侧波动的能力,但难以充分消纳网内新能源。需求响应(demand response,DR)通过激励用户改变消费模式,提升系统的资产利用率和运行效率,从而确保电网的供电可靠性^[7]。朱超婷等^[8]构建计及 DR 参与度的配网优化模型,降低了系统的运行成本,但该模型对电能质量的优化效果较为局限。阙凌燕等^[9]和王勇等^[10]建立源-网-荷-储多侧联合优化的配网调度模型,系统调度的灵活性和可靠性得到增强。上述研究采用不同策略以提升系统运行的安全性和经济性,但均未充分挖掘系统的碳减排潜力。杨东俊等人提出一种考虑碳交易成本的配电网规划运行模型,有效降低系统的投资运行成本,但所采用的传统碳交易机制未能充分调动用户积极性,降碳效果不太理想^[11]。李英量等^[12]和王钦等^[13]将阶梯碳交易机制融入到优化模型中,实现了系统的低碳优质运行,但模型求解所采用的数值优化算法会随着决策变量的维数增加,求解难度加大。智能算法因在应对非线性优化问题时具备良好的鲁棒性和求解速度,逐步应用于配网的电能质量优化问题中^[14-15]。夏正龙等^[16]提出一种融合自适应个体记忆策略的改进灰狼算法,提升了算法的求解效率,但在迭代后期算法的种群多样性将快速丧失。杨健等^[17]提出一种自适应混沌差分磷虾群算法,提升了算法的抗干扰能力,但对解空间的探索不够全面。栗世玮等^[18]提出一种多策略改进的鲸鱼算法,并与内点法协同求解双层模型,综合提升了模型的求解精度和效率,但在实现模型参数动态匹配方面具有一定挑战。于佃建等^[19]提出一种改进的萤火虫算法,提升了算法的鲁棒性,但局部开发精度较差。上述研究均对避免陷入局部最优进行一定的改进,但如何在保证求解效率的同时兼顾寻优精度和稳定性方面仍具有一定的挑战。

针对上述问题,首先,引入阶梯碳交易机制,建立碳计量模型。然后基于“网-荷-储”侧调控资源构建多端互动的配网协同低碳优化模型,并提出一种改进的鹈鹕算法求解。最后,通过仿真验证了本文策略能在保证系统安全经济运行的同时,有效降低系统碳排放,促进新能源的消纳。

1 碳交易量化模型

碳交易是将二氧化碳的排放权纳入市场进行交易,从而控制碳排放的机制。首先,个体通过分配或拍卖的方式获取碳排放配额,然后用户基于实际碳排放量参与交易,若实际碳排放强度大于配额,则需购买超出的部分,反之可将多余的配额出售。

本文采用分配的方式获取碳排放额,初始碳排放额公式如下:

$$D = \sum_{t=1}^T \gamma_{co_2} P_{e,t} \Delta t \quad (1)$$

式中: D 为碳排放配额; γ_{co_2} 为机组单位碳排放配额; $P_{e,t}$ 为 t 时刻向上级电网的购电量。

本文定义用户的实际碳排放强度与上级电网中发电机组的实际出力成正比。

$$E = \sum_{t=1}^T \eta_{co_2} P_t \Delta t \quad (2)$$

式中: E 为实际碳排放量; η_{co_2} 为机组发出单位电量时的碳排放量。

为更好的反应市场供需关系,选用阶梯碳价进行交易,即在碳排放配额的基准下,交易价格随实际碳排放量变化而变化,实际碳排放量超出配额越多,价格越高,反之可获取收益越高。碳交易的价格如下:

$$C_{co_2} = \begin{cases} -\tau l - \tau(1+\nu)(l - E_c), & E_c < -l \\ \tau E_c, & -l \leq E_c < 0 \\ \tau E_c, & 0 \leq E_c < l \\ \tau l + \tau(1+\nu)(E_c - l), & l \leq E_c < 2l \\ \tau(2+\nu)l + \tau(1+2\nu)(E_c - 2l), & 2l \leq E_c < 3l \\ \tau(3+3\nu)l + \tau(1+3\nu)(E_c - 3l), & 3l \leq E_c < 4l \\ \tau(4+6\nu)l + \tau(1+4\nu)(E_c - 4l), & 4l \leq E_c \\ E_c = E - D & \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ 为市场碳交易基价; l 为划分的碳交易价格区间长度; ν 为交易价格增长率。

2 考虑低碳需求响应的配网协同优化策略

本文从柔性负荷入手,利用阶梯碳交易机制充分挖掘荷侧降碳潜力,并结合有载调压变压器(on-load tap changer, OLTC)、静止无功补偿器(static var compensator, SVC)、储能系统(energy storage system, ESS)的调节特性,建立配网的低碳协同优化模型,提升系统电能质量及低碳环保性。协同优化模型的目标函数和约束条件如下所示。

2.1 目标函数

综合考虑配网运行经济性和供电可靠性,以网损、电压偏差和系统综合运行成本最小为优化目标,同时为激励用户低碳行为,优化策略中融入碳交易机制,引导电力用户调整消费模式。

1) 有功网损最小

$$\min f_1 = \sum_{t=1}^{24} \sum_{(i,j) \in N} l_{ij,t} r_{ij} \quad (4)$$

式中: l_{ij} 为节点 i 和 j 之间电流的平方; N 为支路集合。

2) 电压偏差最小

$$\min f_2 = \frac{1}{N_b} \sum_{j=1}^{N_b} (|v_j - v_{j,N}| \Delta t) \quad (5)$$

式中: N_b 为网络节点数; v_j 为节点 j 处电压幅值的平方;

$v_{j,N}$ 为节点 j 处额定电压的平方。

3) 综合运行成本最小

$$\min f_3 = \sum_{t=1}^T \left[\begin{array}{l} c_t^{buy} P_t^{buy} + \sum_{ij \in N^{\text{branch}}} c^{\text{loss}} r_{ij} (I_{ij,t})^2 + \\ \sum_{i \in N^{\text{PV}}} c^{\text{PV}} \Delta P_t^{\text{PV}} + \sum_{i \in N^{\text{WT}}} c^{\text{WT}} \Delta P_t^{\text{WT}} + \\ \sum_{i \in N^{\text{TL}}} c^{\text{TL}} P_t^{\text{TL}} + \sum_{i \in N^{\text{ESS}}} [c^{\text{char}} P_t^{\text{char}} + c^{\text{disc}} P_t^{\text{disc}}] + C_{\text{co}_2} \end{array} \right] \quad (6)$$

式中: T 为时间周期; N 为个数; c 为成本; P_t^{buy} 为向上级电网的购电量; $\Delta P_t^{\text{PV}}, \Delta P_t^{\text{WT}}$ 分别为 t 时刻光伏和风机的弃光和弃风量; $P_t^{\text{cut}}, P_t^{\text{TL}}$ 分别为 t 时刻中断负荷量和转移负荷量; $P_t^{\text{char}}, P_t^{\text{disc}}$ 分别为 t 时刻 ESS 的充放电功率。

为增强算法在处理复杂的优化问题的稳定性和求解效率, 同时实现在不同目标之间有效折衷, 本文对目标函数进行归一化处理, 公式如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (7)$$

式中: x' 为归一化后的值; x_{\max}, x_{\min} 分别为未归一化数据的最大值和最小值。

在归一化后的目标函数为:

$$f = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 \quad (8)$$

式中: w_i 为权重系数; f 为归一化的目标函数值。

2.2 约束条件

1) 潮流约束

$$\left\{ \begin{array}{l} P_i = U_i \sum_{j=1}^{N_l} U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) \\ Q_i = U_i \sum_{j=1}^{N_l} U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \end{array} \right. \quad (9)$$

式中: P_i, Q_i 分别为注入节点 i 的有功和无功; G_{ij}, B_{ij} 和 δ_{ij} 分别为节点 i 与 j 之间的支路电导、电纳和相角差。

2) 安全运行约束

$$v_{i,\min} \leq v_{i,t} \leq v_{i,\max} \quad (10)$$

$$0 \leq l_{ij,t} \leq l_{ij,\max} \quad (11)$$

式中: $v_{i,\min}, v_{i,\max}$ 分别为 i 节点电压模值的下限和上限的平方值; $l_{ij,\max}$ 为节点 i 和节点 j 之间的支路电流模值上限的平方。

3) OLTC 的运行约束

$$\left\{ \begin{array}{l} K_{ij,t}^{\text{OLTC}} = K_{ij,t}^{\text{OLTC,min}} + T_{ij,t} K_{ij}^{\text{OLTC,step}} \\ K_{ij}^{\text{OLTC,min}} \leq K_{ij,t}^{\text{OLTC}} \leq K_{ij}^{\text{OLTC,max}} \end{array} \right. \quad (12)$$

式中: $K_{ij,t}^{\text{OLTC}}$ 为 t 时刻节点 i 与 j 之间 OLTC 的实际挡位; $K_{ij}^{\text{OLTC,min}}$ 和 $K_{ij}^{\text{OLTC,max}}$ 分别为 OLTC 的挡位上下限; $T_{ij,t}$ 为 t 时刻 OLTC 的所处挡位; $K_{ij}^{\text{OLTC,step}}$ 为 OLTC 的调节步长。

4) ESS 运行约束

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{j,t}^{\text{char,min}} \times A_{\text{char}} \leq P_{j,t}^{\text{char}} \leq P_{j,t}^{\text{char,max}} \times A_{\text{char}} \\ P_{j,t}^{\text{disc,min}} \times A_{\text{disc}} \leq P_{j,t}^{\text{disc}} \leq P_{j,t}^{\text{disc,max}} \times A_{\text{disc}} \\ A_{\text{char}} + A_{\text{disc}} \leq 1 \\ E_{j,t} = E_{j,t-1} + P_{j,t}^{\text{char}} \eta_{j,t}^{\text{char}} \times \Delta t - (P_{j,t}^{\text{disc}} / \eta_{j,t}^{\text{disc}}) \times \Delta t \\ E_{j,t}^{\min} \leq E_{j,t} \leq E_{j,t}^{\max} \end{array} \right. \quad (13)$$

式中: $P_{j,t}^{\text{char,min}}, P_{j,t}^{\text{char,max}}$ 分别为节点 j 处储能设备的充电功率的下限和上限; $P_{j,t}^{\text{disc,min}}, P_{j,t}^{\text{disc,max}}$ 分别为节点 j 处储能设备的放电功率下限和上限; A_{char} 为充电决策变量; A_{disc} 为放电决策变量; $E_{j,t}$ 为 t 时刻储能装置存储的能量; $\eta_{j,t}^{\text{char}}, \eta_{j,t}^{\text{disc}}$ 分别为储能设备的充放电效率; $E_{j,t}^{\min}, E_{j,t}^{\max}$ 分别为储能容量的上下限。

5) SVC 运行约束

$$Q_{j,t}^{\text{SVC,min}} \leq Q_{j,t}^{\text{SVC}} \leq Q_{j,t}^{\text{SVC,max}} \quad (14)$$

式中: $Q_{j,t}^{\text{SVC,min}}, Q_{j,t}^{\text{SVC,max}}$ 分别为 SVC 的无功出力上下限值。

6) 分布式电源出力约束

$$P_{m,t}^{\text{y,min}} \leq P_{m,t}^{\text{y}} \leq P_{m,t}^{\text{y,max}} \quad (15)$$

式中: $P_{m,t}^{\text{y}}$ 为分布式电源出力; $P_{m,t}^{\text{y,max}}, P_{m,t}^{\text{y,min}}$ 分别为分布式电源出力上下限。

7) 低碳 DR 约束

$$\left\{ \begin{array}{l} P_t^{\text{cut,min}} \leq P_t^{\text{IL}} \leq P_t^{\text{cut,max}} \\ P_t^{\text{TLO,min}} \leq P_t^{\text{TLO}} \leq P_t^{\text{TLO,max}} \\ P_t^{\text{TLI,min}} \leq P_t^{\text{TLI}} \leq P_t^{\text{TLI,max}} \\ \sum_{t=1}^T P_t^{\text{TLO}} = \sum_{t=1}^T P_t^{\text{TLI}} \end{array} \right. \quad (16)$$

式中: $P_t^{\text{cut,max}}, P_t^{\text{cut,min}}$ 分别为 t 时刻负荷削减量的上下限; $P_t^{\text{TLI,max}}, P_t^{\text{TLI,min}}$ 分别为 t 时刻负荷移入或移出功率的上下限。

3 求解算法

鹈鹕优化算法 (pelican optimization algorithm, POA) 是在 2022 年提出的一种启发式智能算法, 具有原理简单、寻优精度较高、鲁棒性强等优点^[20]。但如何进一步提高算法的收敛速度和跳出局部最优的能力需重点关注。其狩猎过程主要包括包围猎物和水面飞行两个阶段。

3.1 标准鹈鹕算法

1) 种群初始化

假设 m 维有 N 只鹈鹕, 第 i 只鹈鹕在 m 维空间中的位置为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_N]$, 则 N 只鹈鹕在 m 维空间中的种群和目标函数矩阵的公式如下:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (17)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(X_1) \\ F(X_2) \\ \vdots \\ F(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (18)$$

式中: \mathbf{X} 为鹈鹕种群矩阵; \mathbf{F} 为目标向量矩阵。

POA 优化算法采用随机的方式进行初始化, 公式如下:

$$x_{i,j} = l_j + \text{rand} \cdot (u_j - l_j) \quad (19)$$

式中: rand 为 $[0, 1]$ 内的随机数; u_j, l_j 分别为在第 j 维下边界的上下限。

2) 逼近猎物(第一阶段)

在此阶段, 鹈鹕基于随机生成的猎物位置, 逐渐逼近猎物。

$$x_{i,j}^{p_1} = \begin{cases} x_{i,j} + \text{rand} \cdot (p_j - I \cdot x_{i,j}), & F_p < F_i \\ x_{i,j} + \text{rand} \cdot (x_{i,j} - p_j), & F_p \geq F_i \end{cases} \quad (20)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{p_1}, & F_i^{p_1} < F_i \\ X_i, & F_i^{p_1} \geq F_i \end{cases} \quad (21)$$

式中: $x_{i,j}^{p_1}$ 为探索阶段在第 j 维下鹈鹕个体 i 更新后的位置; rand 为 $[0, 1]$ 内的随机数; I 为 1 或 2 的随机整数; p_j 为在第 j 维下猎物的位置; $X_i^{p_1}$ 分别为第一阶段鹈鹕个体 i 更新后的位置。

3) 水面飞行(第二阶段)

在鹈鹕到达水面后, 展开翅膀收集猎物放入喉袋中, 此策略能捕获更多猎物, 提升了算法的开发能力。

$$x_{i,j}^{p_2} = x_{i,j} + R \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) \cdot (2 \cdot \text{rand} - 1) \cdot x_{i,j} \quad (22)$$

式中: $x_{i,j}^{p_2}$ 为第二阶段更新后鹈鹕个体 i 在第 j 维下位置; R 为 1 或 2 的随机整数; T, t 分别为最大迭代次数当前迭代次数和当前迭代次数。

3.2 改进的鹈鹕优化算法

针对标准 POA 算法存在的问题, 本文采用 Bernoulli 混沌映射初始化种群以改善初始解的分布; 引入权重因子 ω 在均衡并提升算法的探索和开发能力的同时加快收敛速度; 结合麻雀算法的警戒者机制搜寻潜在优质解; 增加柯西扰动帮助算法跳出局部最优。综上, 本文提出一种改进的鹈鹕优化算法(improve pelican optimization algorithm, IPOA)。

1) Bernoulli 混沌映射初始化种群策略

初始解的分布情况在很大程度上影响算法的搜索效率和寻优精度, 标准 POA 算法采用随机数的方式初始化种群, 导致初始解的分布均匀性较差。本文采用 Bernoulli 混沌映射初始化种群, 相较于常用的 Tent 混沌映射, 在取值均匀性和稳定性方面更优。初始化和 Bernoulli 混沌映射公式如下:

$$x_i = l + z_i \cdot (u - l) \quad (23)$$

$$z_{i+1} = \begin{cases} z_i / (1 - \mu), & 0 < z_i \leq 1 - \mu \\ (z_i - 1 + \mu) / \mu, & 1 - \mu < z_i < 1 \end{cases} \quad (24)$$

式中: x_i 为第 i 只鹈鹕个体的位置; z_i 为混沌序列; μ 为常数; u, l 分别为位置上下限。

设置种群数量为 1 000, 维度为 1, Tent 混沌映射初始化和 Bernoulli 混沌映射初始化粒子的分布如图 1 所示。

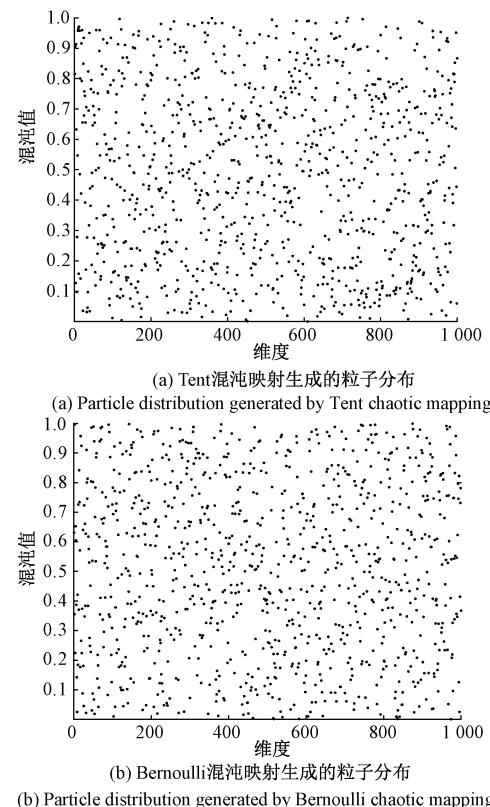


图 1 两种策略的粒子分布

Fig. 1 Particle distribution of two strategies

由图 1(a) 和 (b) 对比可知, 相较于 Tent 混沌映射初始化, 本文策略产生粒子的分布更为均匀, 种群多样性更高。

2) 引入非线性惯性权重

为提升算法的寻优速度和精度, 本文在搜索阶段引入一个非线性惯性权重 ω 均衡算法的探索和开发能力, 计算方式如下:

$$x_{i,j}^{p_1} = \begin{cases} \omega x_{i,j} + \text{rand} \cdot (p_j - I \cdot x_{i,j}), & F_p < F_i \\ \omega x_{i,j} + \text{rand} \cdot (x_{i,j} - p_j), & F_p \geq F_i \end{cases} \quad (25)$$

$$\omega = e^{\frac{t}{T}} - 1 / (e - 1) \quad (26)$$

式中: ω 为惯性权重; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

在算法迭代前期, 惯性权重 ω 的值较小且增长速率较慢, 有利于算法在更大的寻优范围进行寻优, 提升算法全局勘探能力。而在算法迭代后期, 惯性权重 ω 的值逐渐变大

且增长速率加快,使得寻优个体更加依赖于当前最优解,算法会快速收敛至最优解附近,精细化寻找最优解,提升了算法局部开发能力和后期收敛速度。

3) 麻雀警戒机制

POA 算法在勘探阶段依赖引导者进行寻优的策略,导致算法的全局搜索能力较差。受麻雀优化算法(sparrow search algorithm, SSA)中警戒机制的启发,设定鹈鹕个体在感受到周围环境过于稳定或危险时,个体采取行动逃离当前区域,去搜寻潜在安全区域。通过学习潜在优秀个体优化个体位置,提升算法全局收敛能力。

$$x_{i,j,t}^{\text{new}} = \begin{cases} x_{i,j,t}^* + \beta |x_{i,j,t} - x_{i,j,t}^*|, & f_i > f_g \\ x_{i,j,t} + K \left(\frac{|x_{i,j,t} - x'_{i,j,t}|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i \leq f_g \end{cases} \quad (27)$$

式中: $x_{i,j,t}^*$ 、 $x'_{i,j,t}$ 分别为个体当前最优和最劣位置; β 为服从正态分布的随机数,用于控制步长; K 为 $[-1,1]$ 区间内的随机数; ϵ 为一个非常小的正数,防止分母为 0; f_i 、 f_g 和 f_w 分别为当前适应度值、全局最佳和最劣适应度值; $f_i > f_g$ 表示警戒者处于较差的位置或发现潜在危险需要逃离该位置; $f_i \leq f_g$ 表示警戒者处于较好的位置,但可能不是最优解需进一步寻优。

4) 柯西扰动策略

在算法迭代后期,鹈鹕个体会被当前最优解迅速同化,聚集在最优解附近,算法搜索陷入停滞,易出现“早熟”现象。本文将 POA 算法引入柯西变异策略,在个体为聚集状态,利用柯西算子产生较大的变异步长帮助算法跳出局部最优。

$$x_{i,j,t}^{\text{new}} = x_{i,j,t}^* \times (1 + \text{cauchy}(0,1)) \quad (28)$$

式中: $x_{i,j,t}^*$ 为当前个体最优位置; $\text{cauchy}(0,1)$ 为柯西算子。

改进后的算法流程如图 2 所示。

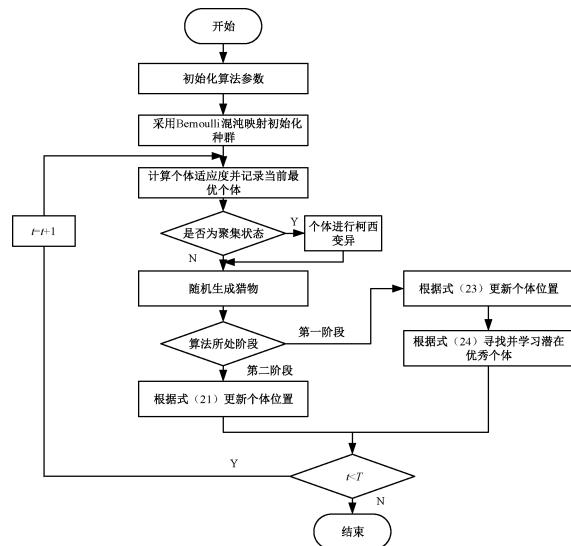


图 2 改进的鹈鹕优化算法流程图

Fig. 2 Improved pelican optimization algorithm flowchart

3.3 求解算法性能分析

为校验本文改进后的 IPOA 算法的性能,选用 CEC2005 中的 4 种测试函数对 IPOA 算法、混合策略改进鹈鹕算法^[21](hybrid strategy pelican optimization algorithm, HSPOA)、多目标鲸鱼算法^[22](multi objective whale optimization algorithm, MOWOA)、改进蜣螂算法^[23](improved dung beetle optimizer, IMDBO) 进行对比测试分析,评估改进策略的成效。本文采用的 4 种典型测试(其中 F_1 和 F_2 为单峰函数, F_3 和 F_4 为多峰函数)函数如表 1 所示。

表 1 4 种测试函数

Table 1 Four test functions

函数	计算式	维度	范围
F_1	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100,100]$
F_2	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-100,100]$
F_3	$F_3(x) = -\exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) - 20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) + 20 + e$	30	$[-32,32]$
F_4	$F_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600,600]$

在测试过程中设置最大迭代次数为 300 次,种群个数为 30,运行函数 50 次,计算 50 次结果的平均值、方差和最优值,本文以 F_1 和 F_3 为例,绘制平均收敛曲线,收敛曲线如图 3 所示,函数测试结果如表 2 所示。

根据图 3 可知,在单峰函数 F_1 测试中,IPOA 算法和

HSPOA 算法均能以较快的收敛速度收敛至各自的最优解处,但 HSPOA 算法由于并未采取相应措施改善初始解的分布,解空间的探索不够充分,从而导致其相较于其他 3 种算法找到的解的质量较差。而 MOWOA 和 IMDBO 算法虽然能找到质量较好的解,但是寻优速度较差。在多

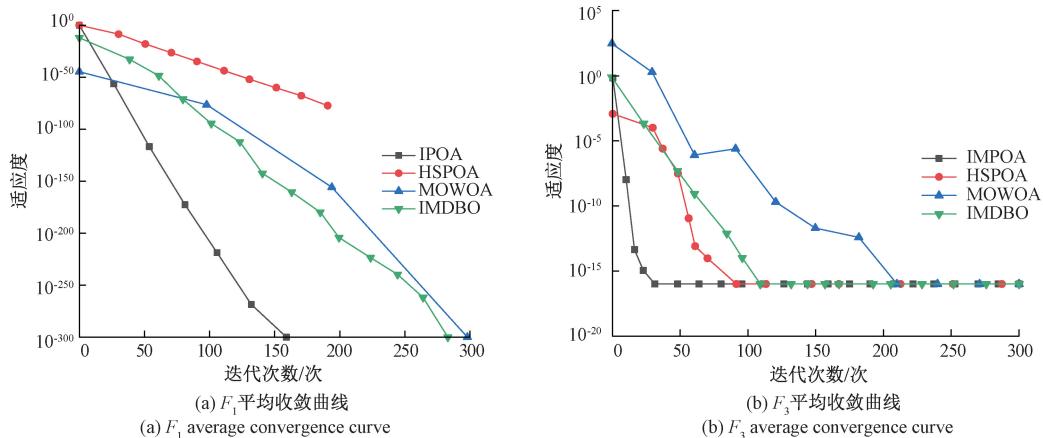


图 3 收敛曲线

Fig. 3 Convergence curve

表 2 测试结果

Table 2 Test results

函数	IMPOA	HSPOA	MOWOA	IMDBO
F_1	最优值	9.57×10^{-83}	0	0
	平均值	4.78×10^{-79}	0	0
	标准差	9.49×10^{-79}	0	0
F_2	最优值	6.91×10^{-2}	5.53×10^{-25}	2.61×10^1
	平均值	4.03	1.78×10^{-21}	2.57×10^1
	标准差	2.12×10^{-1}	2.96×10^{-4}	7.25×10^{-1}
F_3	最优值	4.44×10^{-16}	8.87×10^{-16}	4.44×10^{-16}
	平均值	4.44×10^{-16}	3.32×10^{-13}	4.44×10^{-16}
	标准差	0	5.69×10^{-3}	0
F_4	最优值	0	0	0
	平均值	0	0	0
	标准差	0	8.57×10^{-7}	0

峰函数 F_3 的测试中,4 种算法的寻优精度相同,但 IPOA 算法较其他 3 种算法的收敛速度和稳定性更优,表明了经过本文策略改进后的算法在应对复杂的优化问题时,能保证良好的寻优精度的同时兼顾算法的收敛速度。

由表 2 可知,相较于其他算法,IPOA 算法在 F_1 、 F_3 和 F_4 函数的测试中的寻优精度和鲁棒性较好,尤其是在 F_1 和 F_4 的函数测试中算法能稳定找到最优解。在函数 F_2 测试上只有 IPOA 可找到理论最优解,但均值较大,表明改进策略在该函数测试上的寻优精度有待提高。在 F_3 函数的测试中所有算法最优值相同,但 IPOA 得平均值和标准差更低,表明算法具有更优的寻优性能。

综上本文提出的 IPOA 算法在寻优精度、稳定性和收敛速度优于 HSPOA、MOWOA 和 IMDBO 算法,综合性能更优。

4 算例分析

压 $U_B = 12.66$ kV; 基准容量 $S_B = 10$ MVA; OLTC 分接头设置为 $1.025 \pm 5 \times 2.5\%$; 节点电压的允许范围为 $0.95 \sim 1.05$ pu; 在 24 和 31 节点装设 ESS, 容量为 1000 kW·h; 在 3、18 节点接入光伏, 容量均为 1.5 MW; 在 6、33 节点接入风电, 容量为 1 MW; 在 5、25、21 节点装设 SVC, 其调节区间为 $-0.1 \sim 0.8$ MVar; 在 8、17 节点接入可转移负荷, 14 节点接入可中断负荷; 改进的 IEEE33 节点配电系统如图 4 所示。

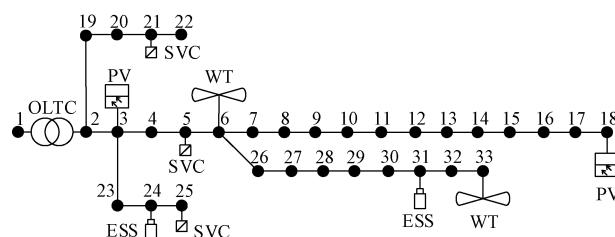


图 4 改进的 IEEE33 节点配电系统

Fig. 4 Improved IEEE33 node distribution system

本文设定的购电分时电价为:峰段(7:00~9:00 和 17:00~23:00)为 0.66 元/kW·h;平段(23:00~00:00 和 00:00~7:00)为 0.44 元/kW·h;谷段(9:00~17:00)为 0.22 元/kW·h。阶梯碳交易中的碳交易基价为 200 元/t, 价格增长系数为 25%, 区间长度为 0.3 t。其他相关成本系数参数如表 3 所示。

表 3 成本系数

Table 3 Cost coefficient

参数	数值/(元/kW·h)
c^{loss}	0.40
$c^{\text{PV}}, c^{\text{WT}}$	0.10
c^{TL}	0.25
c^{cut}	0.55
$c^{\text{char}}, c^{\text{disc}}$	0.05

4.1 场景优化结果对比分析

由典型风光场景获取的风光出力预测数据如图 5 所示。

表 4 不同场景优化结果

Table 4 Optimization results for different scenarios

元

场景	购电成本	网损成本	弃风弃光成本	需求响应成本	储能调度成本	碳交易成本	总运行成本
场景 1	12 983.959	980.64	238.359	0	0	0	14 202.958
场景 2	11 719.921	866.41	145.490	479.490	163.89	0	13 375.201
场景 3	11 399.426	801.18	143.696	1 015.720	37.50	1 038.81	14 436.332
场景 4	11 336.090	721.32	135.476	1 044.331	37.50	472.91	13 747.527

由表 4 可知, 对比场景 4 与场景 2, 场景 4 的系统总运行成本相较场景 2 增加了 2.71%, 是由于优化策略在引入碳交易机制后, 在较高的碳交易价格和 DR 补偿激励的影响下, 二者成本大幅度增加, 尽管其余成本(购电成本、网损成本等)有一定的降低, 却无法完全抵消碳交易成本和 DR 成本的增加, 从而造成总成本有一定的增加。本文策略虽在经济效益方面不如场景 2, 但在环境效益方面有一定提升。

阶梯碳交易机制相较完全依赖市场供需关系的传统碳交易, 不仅能够在一定程度上缓冲市场价格的波动, 且通过引导用户改变其用电习惯, 减少上层电网火电机组的碳排放。因此, 场景 4 相较场景 3 的碳交易成本下降 54.5%, 购电成本下降 0.6%。由于本文采用的碳交易机制需更多的与 DR 相配合, 这也导致本文策略的 DR 成本相较其他几种策略最高, 但能在场景 3 的基础上进一步将网损成本和弃风弃光成本分别减少 9.97% 和 5.7%, 有效提升了系统安全性和对新能源的消纳能力。为了更加直观反映出本文策略在减少系统碳排放方面的优势, 本文求解出不同场景下的系统碳排放量及负荷曲线, 分别如

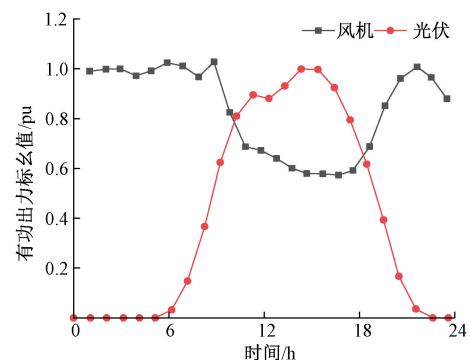


图 5 光伏和风机预测数据

Fig. 5 Photovoltaic and wind turbine prediction data

为验证本文所提策略在减少系统碳排放, 提升其运行效益及安全性方面的优越性, 本文设置 4 种场景进行对比分析, 场景 1: 仅分布式电源接入配电网; 场景 2: 考虑补偿装置和 DR 协同优化^[24]; 场景 3: 在场景 2 的基础上引入传统碳交易机制^[25]; 场景 4: 引入阶梯碳交易机制, “网-荷-储”多端协同优化低碳模型, 即本文策略。不同场景优化结果如表 4 所示。

表 4 不同场景优化结果

Table 4 Optimization results for different scenarios

元

图 6 和图 7 所示。

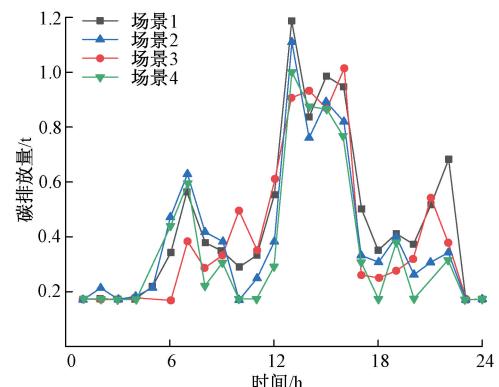


图 6 4 种场景下的系统碳排放量

Fig. 6 System carbon emissions under four scenarios

由图 6 和图 7 可知, 其他几种场景相较场景 1, 系统碳排放量分别减少 12.2%、14.9% 和 25.5%, 本文策略的降碳效果最优。其中在 17:00~23:00 这一负荷峰段的减排效果较为显著, 而在 13:00~15:00 时段, 因场景 2 在引入阶梯碳交易机制后, 系统的填谷能力得到增强, 系统带载

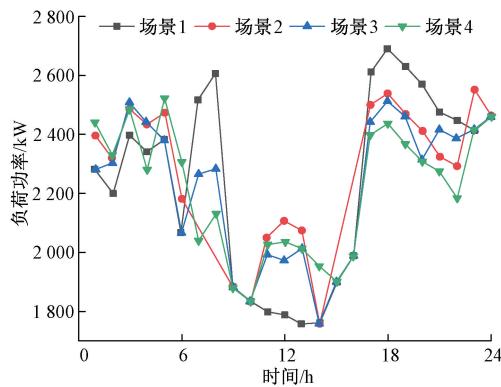


图 7 4 种场景下的负荷曲线

Fig. 7 Load curves under four scenarios

率增加,导致系统碳排放量增加,因此场景 4 的降碳效果不如场景 2,但场景 4 相较其他场景,能在保证系统安全性的同时,充分挖掘用户参与 DR 的潜力,最大化降低系统碳排放。为验证本文策略在提升系统安全性方面的优势,本文分别对比了 4 种场景下的系统网损情况和 18 节点电压分布分别如图 8 和 9 所示。

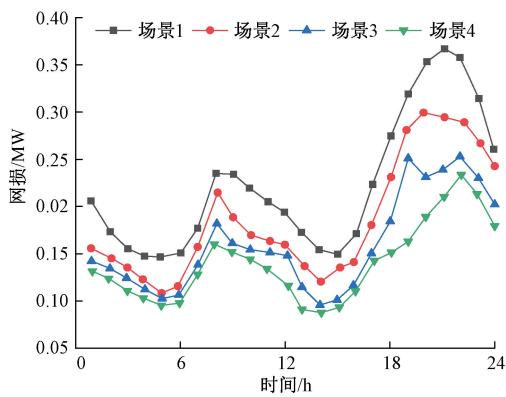


图 8 系统网损

Fig. 8 System network loss

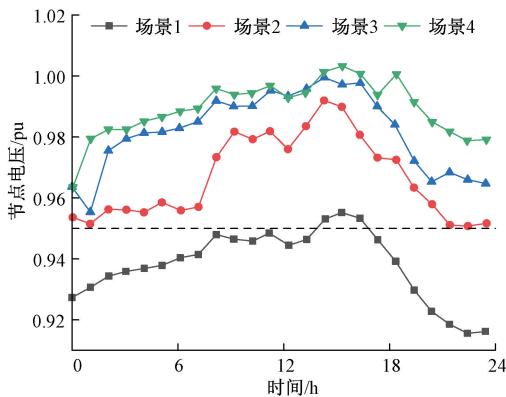


图 9 不同场景下 18 号节点电压对比

Fig. 9 Voltage comparison of node 18 in different scenarios

需求响应,用户有了更为明确的减排激励后,参与优化调度的积极性显著提升。相较场景 1,其他 3 种场景的系统网损分别减少 11.7%、18.4%、26.5%,18 节点最低电压分别为 0.952 pu、0.956 pu、0.964 pu,在场景 4 的情况下的系统安全性最优,充分验证了本文策略能通过充分激发荷侧这一调控资源的调度潜力,进一步优化系统电能质量并降低网络损耗。

本文策略的调度计划如图 10~12 所示。

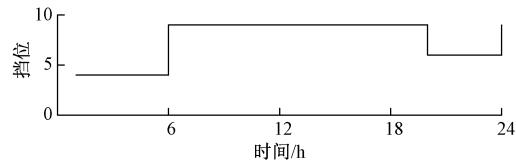


图 10 OLTC 的动作状况

Fig. 10 Action status of OLTC

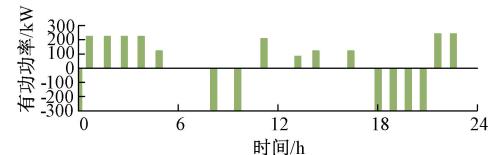
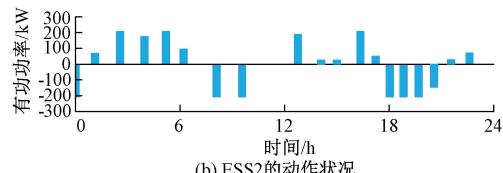
(a) ESS1 的动作状况
(a) The operational status of ESS1(b) ESS2 的动作状况
(b) The operational status of ESS2

图 11 ESS 的动作状况

Fig. 11 Action status of ESS

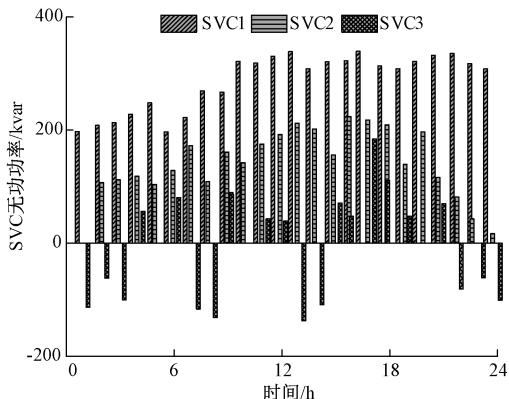


图 12 SVC 的动作状况

Fig. 12 Operation status of SVC

针对 OLTC 连续多次动作将严重影响设备使用寿命以及无法实时响应系统需求的问题,本文设定设备动作次数低于 5 次,调节系统电能质量主要依赖于连续型补充设备。由图 10 可知,在风光出力相对较大时段(7:00~

9:00),为保证系统在负荷高峰期时段满足末端用户供电质量要求,OLTC 提高挡位进行补偿。在负荷谷段,可依赖 ESS 和 SVC 实时调节系统电压质量,OLTC 可减少动作,在 17:00~21:00 这一时间段,风光出力减少,负荷需求增加,OLTC 切换至较低挡位,从而提高输出电压。

由图 11(a)和(b)可知,ESS1 和 ESS2 在 12:00~17:00 和 2:00~6:00 电价相对较低时段进行充电,在 7:00~9:00 和 18:00~21:00 负荷高峰进行放电,以实现削峰填谷并减少网损的目的。但由于 ESS 主要用于调峰,难以满足系统的无功缺额,因此在负荷峰段需 SVC 发出无功以抬升电压,在风光出力较大且负荷需求较低时段,SVC 吸收无功,与图 12 中 SVC 出力状况基本一致,验证了 SVC 可通过动态跟踪系统状态,从而调整自身无功输出,减小电压越限和波动。

4.2 算法性能对比分析

为验证本文算法的求解可行性和优势,利用 IPOA、HSPOA、MOWOA 和 IMDBO 算法分别对优化模型进行求解,不同算法的适应度收敛曲线和优化结果如图 13 和表 5 所示。

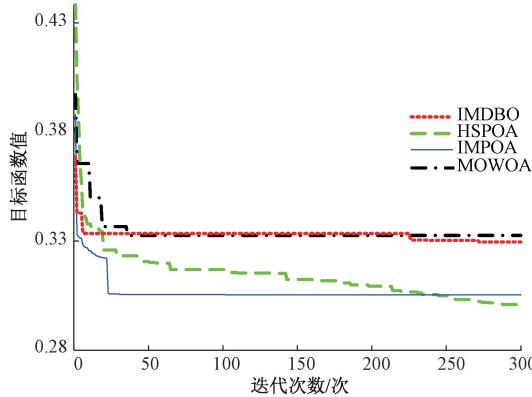


图 13 不同算法的迭代曲线

Fig. 13 Iteration curves of different algorithms

表 5 不同算法的优化结果

Table 5 Optimization results of different algorithms

算法	网损/	电压偏差/	运行成本/	运行
	MW	pu	元	时间/s
MOWOA	1.821	0.042	13 764.32	142.53
IMDBO	1.813	0.038	13 749.27	125.68
HSPOA	1.805	0.036	13 748.67	164.45
IPOA	1.803	0.035	13 747.53	136.37

根据图 13 可知,相较于改进 HSPOA 算法,其采用的自适应搜索半径策略虽扩大了算法前期搜索范围,但同时降低了算法的稳定性和局部搜索能力,因此算法虽能找到与 IPOA 质量相近的最优解,但算法的收敛速度和稳定性尚有不足。此外,4 种算法均采用了相应的策略跳出局部

最优找寻潜在最优解,但本文策略所采用的基于群体智能的麻雀警戒机制相较于其他 3 种过于依赖算法参数和缺乏方向性的策略,具有更好的灵活性,能够帮助 IPOA 算法探索更多的潜在解,从而提升解的质量。

由表 5 可知,由于 IMDBO 算法采用的反向学习初始化策略比本文算法采用的混沌映射初始化策略产生的初始解更均匀,导致 IPOA 算法在运算时间方面较 IMDBO 算法慢,但本文算法的寻优精度最优,能更为有效的实现多目标之间的折衷,验证了改进后的 IPOA 算法求解优化模型的可行性和优越性。

5 结 论

本文针对高比例光伏接入配电网引起的电压越限问题,提出一种考虑低碳需求响应的主动配电网有功无功协同优化策略。算例研究表明:

对标准的 POA 算法进行多策略改进,有效解决了 POA 收敛速度慢、易陷入局部最优的问题。相较于 HSPOA 算法、MOWOA 算法和 IMDBO 算法,IPOA 算法展现出更好的寻优性能,并且优化后的系统的安全经济效益更优。

本文利用碳交易机制深度挖掘荷侧碳减排潜力,并结合其他调控资源协同优化系统运行。经本文策略优化后,网损减少 26.5%、电压偏差仅为 0.035 pu、系统碳排放降低 25.5%,能在满足配网安全经济效益要求同时,有效提升系统的环境效益。

参考文献

- [1] 李政,李伟起,张忠伟,等.“双碳”目标下我国电力系统灵活性资源发展策略研究[J].中国工程科学,2024, 26(4): 108-120.
LI ZH, LI W Q, ZHANG ZH W, et al. Development strategy of flexible resources in China's power system under the carbon peaking and carbon neutrality goals[J]. Chinese Academy of Engineering, 2024, 26(4): 108-120.
- [2] 丁浩然,张博,唐巍,等.考虑源-网-荷-储协同的配电台区分布式光伏消纳能力评估[J].供用电,2023, 40(3): 2-8,31.
DING H R, ZHANG B, TANG W, et al. Evaluation of distributed photovoltaic consumption capacity of distribution station area considering source-network-load-storage collaboration[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(3): 2-8,31.
- [3] 孙文文,何国庆,刘纯,等.含高渗透率分布式光伏的配电网电压越限解决方法研究综述[J].现代电力,2024, 41(2): 302-309.
SUN W W, HE G Q, LIU CH, et al. A review of solutions for voltage beyond limits in distribution

- networks with high penetration distributed photovoltaics [J]. Modern Electric Power, 2024, 41(2): 302-309.
- [4] 徐涛, 李互刚, 杨龙雨, 等. 注意力机制和多目标粒子群混合驱动的配电网无功优化[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(7): 146-154.
XU T, LI H G, YANG L Y, et al. Hybrid-driven reactive power optimization for distribution networks driven by attentional mechanisms and multi-objective particle swarms[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(7): 146-154.
- [5] 张静忠, 蒙飞, 孙阳, 等. 考虑有功不确定性的配电网新能源无功优化控制[J]. 中国电力, 2024, 57(3): 51-59.
ZHANG J ZH, MENG F, SUN Y, et al. Reactive power optimization control for renewable energy in distribution networks considering active power uncertainties [J]. Electric Power, 2024, 57 (3): 51-59.
- [6] 吴应双, 冯祥勇, 王寅, 等. 一种考虑新能源电站出力不确定性的采样鲁棒无功优化方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 84-95.
WU Y SH, FENG X Y, WANG Y, et al. A sample robust reactive power optimization approach considering the power output uncertainty of renewable energy stations[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(2): 84-95.
- [7] 吴迪, 王韵楚, 郁春雷, 等. 基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7): 94-101.
WU D, WANG Y CH, YU CH L, et al. Demand response potential evaluation method of industrial users based on Gaussian process regression [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 94-101.
- [8] 朱超婷, 杨玲君, 崔一铂, 等. 考虑需求响应用户参与度的主动配电网优化调度[J]. 电测与仪表, 2023, 60(4): 99-105, 154.
ZHU CH T, YANG L J, CUI Y B, et al. Optimal scheduling of active distribution network considering user participation in demand response[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60 (4): 99-105, 154.
- [9] 阚凌燕, 蒋正威, 杨力强, 等. 基于改进遗传算法的源网荷储协同控制方法[J]. 沈阳工业大学学报, 2023, 45(6): 612-618.
QUE L Y, JIANG ZH W, YANG L Q, et al. Cooperative control method based on improved genetic algorithm for source network load storage[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2023, 45(6): 612-618.
- [10] 王勇, 刘梦晨, 王辉, 等. 计及源网荷储协同运行的城市配网侧储能系统规划调度[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(3): 73-82.
WANG Y, LIU M CH, WANG H, et al. Planning and scheduling of energy storage system for urban distribution network considering cooperative operation of generation, grid, load, and storage[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2024, 43(3): 73-82.
- [11] 杨东俊, 涂智福, 徐敬友, 等. 计及低碳排放和需求侧管理的主动配电网双层规划[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(7): 709-715.
YANG D J, TU ZH F, XU J Y, et al. Bi-level planning of active distribution network considering lowcarbon emissions and demand side management[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(7): 709-715.
- [12] 李英量, 董志伟, 白博旭, 等. 含风电并网的源荷双层机组优化组合模型[J]. 太阳能学报, 2024, 45(3): 399-407.
LI Y L, DONG ZH W, BAI B X, et al. Optimal combination model of two-layer source-load unit with wind power grid connection[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(3): 399-407.
- [13] 王钦, 陈业夫, 蔡新雷, 等. 考虑柔性负荷和阶梯型碳交易的低碳经济优化调度策略[J]. 广东电力, 2024, 37(1): 76-85.
WANG Q, CHEN Y F, CAI X L, et al. Optimization scheduling strategy for low-carbon economy considering flexible loads and tiered carbon trading[J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(1): 76-85.
- [14] 马跃, 孟润泉, 魏斌, 等. 考虑阶梯式碳交易机制的微电网两阶段鲁棒优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(10): 22-33.
MA Y, MENG R Q, WEI B, et al. Two-stage robust optimal scheduling of a microgrid with a stepped carbon trading mechanism [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(10): 22-33.
- [15] 刘会家, 冯铃, 艾豫. 基于GA-ADAM优化的BPNN配电网潮流计算[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 84-92.
LIU H J, FENG L, AI C. Distribution network power flow calculation based on the BPNN optimized by GA-ADAM[J]. Electronic Measurement Technology , 2023, 46(24): 84-92.
- [16] 夏正龙, 陆良帅, 吴启凡, 等. 改进灰狼算法在含风

- 电的配电网无功优化中的应用[J]. 智慧电力, 2023, 51(6): 63-70.
- XIA ZH L, LU L SH, WU Q F, et al. Application of improved grey wolf in reactive power optimization of distribution networks with wind power integration[J]. Smart Power, 2023, 51(6): 63-70.
- [17] 杨健, 王玮, 周强, 等. 计及风电场无功支撑性能的多目标优化调度策略[J]. 动力工程学报, 2025, 45(1): 87-95, 105.
- YANG J, WANG W, ZHOU Q, et al. Multi-objective optimal dispatch strategy considering reactive power support performance of wind farm[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2025, 45(1): 87-95, 105.
- [18] 栗世玮, 张谦, 熊炜, 等. 含高渗透可再生能源的动态网络重构与无功电压调整协同优化[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(1): 100-110, 119.
- SU SH W, ZHANG Q, XIONG W, et al. Coordination optimization of dynamic network reconfiguration and reactive power voltage regulation with high penetration renewable energy generation[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(1): 100-110, 119.
- [19] 于佰建, 陈卓尔, 宋长城, 等. 基于改进萤火虫算法的含多种新能源地区电网的无功电压优化[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024, 52(5): 93-100.
- YU B J, CHEN ZH ER, SONG CH CH, et al. Reactive power and voltage optimization based on improved firefly algorithm in regional power grids with a variety of new energies [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2024, 52(5): 93-100.
- [20] PAVEL T, MOHAMMAD D. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering application[J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.
- [21] 刘魏岩, 齐迹, 梁红, 等. 基于混合策略的鹈鹕优化算法[J]. 山东大学学报(理学版), 2025, 60(9): 52-61.
- LIU W Y, QI J, LIANG H, et al. A pelican optimization algorithm based on hybrid strategy[J]. Journal of Shandong University(Natural Science), 2025, 60(9): 52-61.
- [22] 夏正龙, 陈宇, 陆良帅, 等. 基于多目标鲸鱼算法的配电网动态无功优化研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2025, 53(1): 116-126.
- XIA ZH L, CHEN Y, LU L SH, et al. Research on dynamic reactive power optimization of distribution network based on multi-objective whale algorithm[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2025, 53(1): 116-126.
- [23] 李东阳, 李永刚, 吴滨源, 等. 融合网络重构技术的配电网无功优化双层模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(3): 27-36.
- LI D Y, LI Y G, WU B Y, et al. A two-layer model for reactive power optimization in distribution networks incorporating network reconfiguration techniques[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2025, 37(3): 27-36.
- [24] 文星, 薛红. 考虑 DR 的配电网电压有功无功协同优化[J]. 控制工程, 2024, 31(11): 1992-1999.
- WEN X, LIN H. Active and reactive power cooperative optimization of distribution network voltage considering DR [J]. Control Engineering of China, 2024, 31(11): 1992-1999.
- [25] 张妍, 冷媛, 尚楠, 等. 考虑碳排放需求响应及碳交易的电力系统双层优化调度[J]. 电力建设, 2024, 45(5): 94-104.
- ZHANG Y, LENG Y, SHANG N, et al. Bi-level optimal scheduling of power system considering carbon demand response and carbon trading [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(5): 94-104.

作者简介

魏业文, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为新型电力系统的优化控制。

E-mail: weiyewen8@126.com

王潇(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与控制。

E-mail: 2155589458@qq.com

雷明, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统优化调度。

谭林, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为配电网降损优化。

徐涛, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为新能源发电技术。