

基于改进黏菌算法的分布式光伏发电并网规划

杨海柱¹, 刘森¹, 张鹏², 白亚楠¹

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000; 2. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要: 针对分布式光伏不合理布局可能给配电网带来的重大冲击提出了一种考虑负荷与光伏系统出力时序性的双层优化分布式光伏选址定容模型。上层优化旨在筛选一组包含光伏接入节点和装机容量的组合数据, 下层优化以网损、电压偏移量和投资成本最小为目标函数, 在解决高维度、非线性的功率因数优化问题同时将最优规划结果反馈给上层优化层, 从而确定分布式光伏的最佳接入节点和装机容量。此外, 引入改进交叉算子的自适应人工蜂群黏菌算法求解该模型, 其具有优秀的全局搜索能力、局部开发能力和个体更新机制, 针对此类模型能够获得更加理想的高质量解。仿真结果表明, 改进黏菌算法在兼顾经济性的同时对配电网的有功损耗、电能质量的改善效果显著优于其他算法。

关键词: 分布式光伏; 选址定容; 改进黏菌算法; 配电网; 功率因数

Integration Planning of Distributed Photovoltaic Generation Based on Improved Slime Mould Algorithm

YANG Haizhu¹, LIU Sen¹, ZHANG Peng², BAI Yanan¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China; 2. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In view of the unreasonable layout of distributed photovoltaics will bring major impact to the distribution network, a double-layer optimized locating and sizing model of distributed photovoltaic considering the load and PV system output timing is proposed. The upper-layer optimization aims to screen a set of combined data of PV access nodes and installed capacity. The lower-layer optimization takes the network loss, voltage offset and minimum investment cost as the objective function, and feeds back the optimal planning results to the upper optimization layer while solving the high-dimensional and nonlinear power factor optimization problem, so as to determine the optimal access node and installed capacity of distributed photovoltaics. In addition, the adaptive artificial bee colony slime mold algorithm with improved crossover operator is introduced to solve the model, which has excellent global search ability, local development ability and renewal mechanism of the individual, which can obtain more ideal high-quality solutions for such models. The simulation results show that the improved slime mould algorithm not only considers the economy, but also significantly improves the active power loss and power quality of the distribution network compared to other algorithms.

Key words: distributed photovoltaic; locating and sizing; improved slime mould algorithm; distribution network; power factor

0 引言

近年来, 分布式光伏在配电网中的渗透率正逐渐上升^[1-2], 光伏发电的不稳定性给电力系统带来许多不利影响, 诸如影响电力系统电能质量、配电网供电可靠性等, 而合理布局分布式光伏正是解决

问题的关键^[3-5]。

目前, 在分布式电源(distributed generation, DG)选址定容研究领域, 国内外学者常以有功损耗、电能质量、经济效益以及环境污染等为目标考虑功率平衡约束以及光伏出力时序性等条件, 求解DG的装机容量及接入位置^[6-10]。杨博等人考虑了四季环境因素并利用自适应蝠鲼觅食优化算法来获取 Pareto 最优解集, 最后通过理想点法得到 DG 的最优容量与接入节点^[11]。文献[12]考虑用层次分析法得到目标函数权重, 进而使用改进的天牛须搜索

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62273312)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (62273312).

算法进行选址定容工作。文献[13]利用节点灵敏度选取候选节点,然后通过启发式矩匹配法生成代表性场景,在代表性场景下利用改进的遗传算法进行多目标选址定容。上述模型尽管在选址定容问题上均取得了良好效果,但没有考虑最优功率因数对于选址定容的影响,导致模型所求取的最优解与实际情况产生偏差,使得所得到的 DG 接入位置以及装机容量不是最优的。

实际上,通过调整无功功率的出力,光伏以最优功率因数并网能有效减少系统损耗、降低波动以及优化设备容量利用,从而提高光伏系统的效率和可靠性,降低能源成本,能够获得更好的投资回报^[14-16]。近年来,也有部分研究考虑了最优功率因数,陈巍等人考虑了最优功率因数下风机的选址定容^[17]。文献[18]在考虑了最优功率因数的情况下采用了双层规划模型,由上层模型筛选接入节点,由下层模型优化优化 DG 的位置与容量。通过 Gurobi 求解器对利用多权重法和二阶锥凸松弛技术转化为的单目标混合整数二阶锥规划模型求解。文献[19]通过应用随机分形搜索算法成功解决了非单位功率因数情况下 DG 选址定容问题。以上文献虽然在实现 DG 的选址定容时均考虑了最优功率因数,但却忽略了光伏出力和负荷的时序特性对于选址定容问题的影响,导致所得到的 DG 接入位置与装机容量并不满足实际规划需求。

结合上述问题,本文提出双层优化分布式光伏选址定容模型,上层优化层旨在筛选一组光伏接入节点和装机容量的组合数据,下层优化以四季典型日的累计网损、累计节点处电压偏移量最小以及投资成本最低为目标,在求得最优功率因数下的规划结果值后反馈给上层优化层,从而确定分布式光伏的最佳接入节点和装机容量。针对传统算法在求解高维非线性函数时易陷入局部最优问题,提出采用改进交叉算子的自适应人工蜂群黏菌算法(adaptive artificial bee colony slime mould algorithm with improved crossover operator, ISMA)求解本文所提模型,其具有改进的人工蜂群搜索策略、自适应可调节的反馈因子和改进的交叉算子,能够显著提高算法的全局搜收能力,避免陷入局部最优问题。仿真结果证明,考虑功率因数的优化能够有效减小网损,提高电力系统的可靠性,可以更准确地找到最优的装机容量和接入位置。

1 含分布式光伏配网的规划模型

1.1 负荷与光伏系统出力时序性模型

1.1.1 典型日光伏系统出力模型

光伏系统输出功率 P_{PV} 的数学模型如下。

$$P_{PV} = P_{stc} \frac{I_{act}}{I_{stc}} [1 + \alpha_T (T_{act} - T_{stc})] \quad (1)$$

式中: α_T 为光伏系统的功率温度系数; P_{stc} 为光伏系统在温度 $T_{stc}=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、太阳辐射强度 $I_{stc}=1\ 000\ \text{W}/\text{m}^2$ 时的输出功率; T_{act} 为实际运行时光伏系统的温度; I_{act} 为实际运行时的辐射强度。图 1 所示为四季典型日光伏系统出力曲线^[20]。

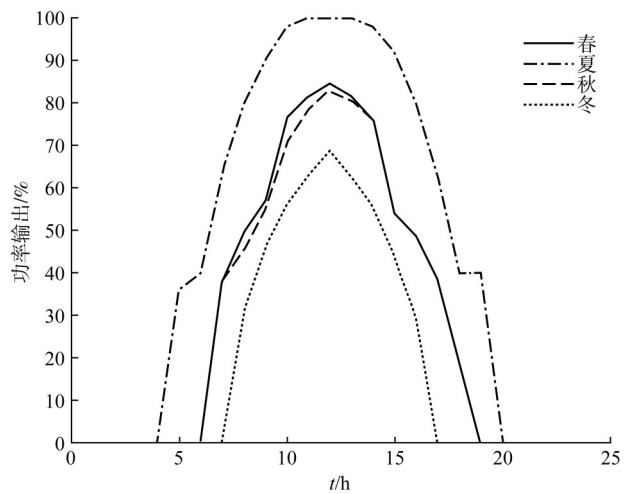


图 1 典型日光伏系统出力曲线

Fig. 1 Typical daily output curves of photovoltaic system

1.1.2 典型日负荷模型

随着季节的更替,负荷的大小会根据居民的生活习惯表现出规律性变化,图 2 为居民的四季典型日负荷曲线^[21]。

1.2 目标函数

本文提出的分布式光伏选址定容模型在降低配电网网损、改善电能质量的同时也考虑了分布式光伏的经济效益^[22-25]。在满足各约束条件的前提下使得网损、电压偏移量以及投资成本最小,其模型可定义为:

$$\min F = \tau_1 e \frac{L_{aft}}{L_{bef}} + \tau_2 f \frac{D_{aft}}{D_{bef}} + \tau_3 g \frac{C - C_{min}}{C_{max} - C_{min}} \quad (2)$$

式中: τ 为目标函数的权重系数,可按实际规划需求设定; τ_1 、 τ_2 与 τ_3 分别为有功损耗、电压偏移量和投资成本的权重系数, $\tau_1 + \tau_2 + \tau_3 = 1$, 本文取 $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3 = 1/3$; e 、 f 、 g 为惩罚因子; L_{bef} 和 L_{aft}

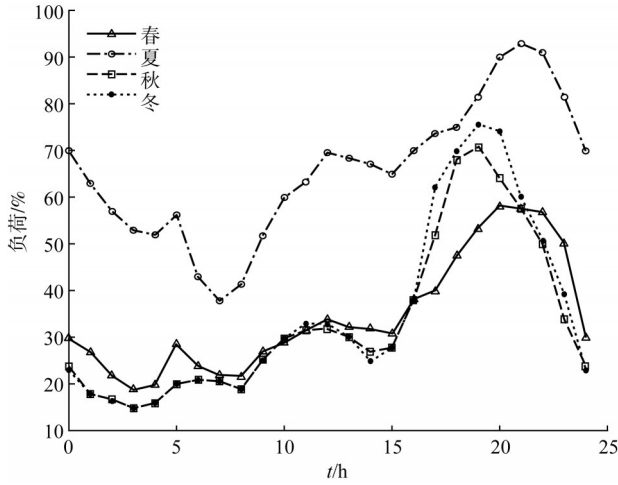


图2 典型日居民负荷曲线

Fig. 2 Typical daily curves of residential load

分别为分布式光伏接入前与接入后配电网的网损; D_{bef} 和 D_{aft} 分别为分布式光伏接入前与接入后配电网的电压偏移量; C 为总成本; C_{min} 和 C_{max} 分别为分布式光伏以最小和最大装机容量接入配电网所需的成本。

1.2.1 有功损耗

合理布署分布式光伏可以有效降低网损。以配电网接入分布式光伏后网损最小为目标, 计及 4 个典型日 96 h 内的总有功损耗数学模型为:

$$L = \sum_{T=1}^{96} \sum_{i=1}^N I_{T,i}^2 R_{T,i} \quad (3)$$

式中: L 为有功损耗; $I_{T,i}$ 为 T 时刻 i 支路的电流; $R_{T,i}$ 为 T 时刻 i 支路的电阻值; N 为支路数量。

1.2.2 电压偏移量

本文利用配电网四季典型日共 96 h 的累计电压偏移量反映优化效果的优劣, 电压偏移量指标数学模型如下。

$$D = \sum_{T=1}^{96} \sum_{j=1}^n |U_{T,j} - U_N| \quad (4)$$

式中: D 为电压偏移量; $U_{T,j}$ 为配电网 T 时刻第 j 个节点的电压当前值; U_N 为基准电压, 取值为 1; n 为节点数量。

1.2.3 投资成本

分布式光伏并网的投资成本包括安装成本与运维成本两部分, 其数学模型如式(5)所示。

$$C = \sum_{h=1}^M \left[\frac{r + (1+r)^m}{(1+r)^m - 1} \times c_1 + c_2 \right] \cdot S_h \quad (5)$$

式中: S_h 为节点 h 处光伏的装机容量; M 为已安装

光伏的数量; c_1 、 c_2 分别为动态、静态投资; r 为固定年利率; m 为分布式光伏的使用年限。

1.3 约束条件

上述目标函数应满足以下运行约束。

1) 配电网在任何时刻都应保持功率平衡, 其约束条件如式(6)所示。

$$\begin{cases} P_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_i - V_i \sum_{j=1}^n V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: Q_i 、 P_i 分别为节点 i 的无功功率、有功功率; V_i 、 V_j 分别为节点 i 、 j 的电压值; θ_{ij} 、 B_{ij} 和 G_{ij} 分别为节点 i 和 j 之间的电压相角、电纳与电导。

2) 分布式光伏并网时功率因数应在超前和滞后一定范围内动态可调^[26], 约束条件如式(7)所示。

$$\lambda = \cos \varphi, \quad \varphi_{\min} \leq \varphi \leq \varphi_{\max} \quad (7)$$

式中: λ 为功率因数; φ 为阻抗角; $\varphi_{\min}$ 和 $\varphi_{\max}$ 分别为阻抗角的下限和上限。

3) 防止节点处的电压越限, 保证配电网安全运行, 应满足式(8)所示约束^[27-28]。

$$U_{\min} \leq U_i \leq U_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中 $U_{\max}$ 与 $U_{\min}$ 分别为节点处电压的最大与最小允许值。

4) 节点处光伏接入容量控制如式(9)所示。

$$S_{\text{PV}, \min} \leq S_{\text{PV}, i} \leq S_{\text{PV}, \max}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

式中: $S_{\text{PV}, i}$ 为节点 i 处接入光伏的容量; $S_{\text{PV}, \min}$ 与 $S_{\text{PV}, \max}$ 分别为节点处接入光伏的最小和最大容量。

2 分布式电源选址和定容模型求解

2.1 黏菌优化算法

LISM 等人于 2020 年通过对黏菌的振荡捕食过程的细致观察提出了黏菌算法 (slime mould algorithm, SMA)^[29], 相比于传统算法黏菌算法具有以下优势。

1) 自适应性: 黏菌算法能够根据环境的变化自适应地调整路径以适应不同的情况, 传统算法通常是固定的, 无法灵活地应对环境变化。

2) 分布式计算: 黏菌算法可以通过模拟黏菌个体的行为实现分布式计算, 这种分布式计算方式可以提高算法的效率和并行性, 适用于大规模问题的求解。

3)局搜索能力:黏菌算法通过覆盖和探索不同的路径来找到最优解,具有一定的全局搜索能力,传统算法通常更注重局部搜索,全局搜索能力相对较弱。

黏菌算法可以通过感知食物所散发气味的浓度判断食物的方向,从而接近食物,黏菌接近食物的数学模型如式(10)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} X_b(t) + v_1(WX_A(t) - X_B(t)), & r < p \\ v_2X(t), & r \geq p \end{cases} \quad (10)$$

式中: t 为迭代数量; $X(t)$ 为迭代第 t 次的个体位置; $X_b(t)$ 为迭代第 t 次时最优个体位置; $X_A(t)$ 和 $X_B(t)$ 为随机挑选的两个个体位置; W 为适应度权重; v_1 和 v_2 为控制参数,且 $v_1 \in [-a, a]$, v_2 从 1 线性减小到 0; r 为随机数,取值范围为 $[0, 1]$; 控制变量 p 和参数 a 的数学模型如式(11)所示。

$$\begin{cases} p = \tanh|S(i) - F_{\text{best}}| \\ a = \arctan h(-(\frac{t}{t_{\max}}) + 1) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $i \in 1, 2, 3, \dots, M$, M 为种群数量; $S(i)$ 为当前个体适应度值; t 为当前迭代次数; $t_{\max}$ 为最大迭代次数; F_{best} 为全局最优的适应度值。权重参数 W 的数学模型如式(12)所示。

$$W(H(i)) = \begin{cases} 1 + r \log(\frac{F_1 - S(i)}{F_1 - F_2} + 1), & i \leq \frac{N}{2} \\ 1 - r \log(\frac{F_1 - S(i)}{F_1 - F_2} + 1), & \frac{N}{2} < i \leq N \end{cases} \quad (12)$$

$$H = R(S) \quad (13)$$

式中: N 为个体总数量, $i \leq \frac{N}{2}$ 与 $\frac{N}{2} < i \leq N$ 分别表示适应度值排在前一半与后一半的个体; F_1 、 F_2 分别为当前最优与最差适应度值; S 为全部的适应度值; $S(i)$ 为第 i 个适应度值; $R(S)$ 为适应度值排序; H 为排序后的适应度值序列; $H(i)$ 为排序后的第 i 个适应度值。

尽管黏菌发现了更好的食物来源,它们仍会分离部分个体去其他地方寻找更优的食物来源。黏菌种群的位置跟新数学模型如式(14)所示。

$$X(t+1) = \begin{cases} \beta(B_1 - B_2) + B_2, & \beta < z \\ X_b(t) + v_1(WX_A(t) - X_B(t)), & r < p \\ v_2X(t), & r \geq p \end{cases} \quad (14)$$

式中: B_1 为搜索区间的上限; B_2 为搜索区间的下限; β 为随机数,取值范围为 $[0, 1]$; z 为转换概率,取值为 0.03 时算法表现最佳。

2.2 改进黏菌优化算法

2.2.1 自适应可调节反馈因子

针对反馈因子 v_c 不能准确描述食物浓度与黏菌质量间的反馈关系,会导致算法陷入局部最优等问题,本文引入了自适应可调节的反馈因子,加强了算法的全局搜索能力的同时也提高了算法的局部搜索能力,数学模型如式(15)所示^[30]。

$$v_c = (e^{(t_{\max} - t)/t_{\max} - 1} \cdot \frac{1}{e - 1})^\delta \quad (15)$$

式中: $t_{\max}$ 为所设最大迭代数量; δ 为调节因子,当 $\delta=4$ 时算法保持一定的搜索能力的同时也能够在收敛速度上取得平衡效果。

2.2.2 算数交叉算子

引入改进算数交叉算子来加强 SMA 跳出局部最优的能力,即当前个体会以一定的概率 p_t 与种群最优个体交叉操作。交叉算子模型如式(16)所示^[30]。

$$\begin{cases} X_{A1}(t+1) = LX_A(t) + (1-L)X_b(t) \\ X_{A2}(t+1) = LX_b(t) + (1-L)X_A(t) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $X_A(t)$ 为迭代第 t 次时个体位置; $X_b(t)$ 为迭代第 t 次时最优个体位置; L 为随机参数,取值范围为 $[0, 1]$; $X_{A1}(t+1)$ 和 $X_{A2}(t+1)$ 分别为迭代第 $t+1$ 次时两个交叉产生的子代个体位置。

为使子代获得父代更多的优秀基因,并维持种群的多样性,考虑用拉普拉斯系数控制的参数 L 。控制参数 L 改进后的数学模型如式(17)所示。

$$L = \begin{cases} \mu - \eta \log(r), & r \leq \frac{1}{2} \\ \mu + \eta \log(r), & r > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (17)$$

式中: μ 和 η 为拉普拉斯系数,且 $\eta > 0$,作用是控制尺度, μ 取自然数,作用是控制位置,当分别取 0.2 和 0.5 时该寻优算法的表现最佳; r 为随机数,取值范围为 $[0, 1]$ 。

2.2.3 改进的人工蜂群搜索策略

考虑到 SMA 易过早收敛,本文引入人工蜂群搜索策略提高其全局搜索能力,数学模型如式(18)所示^[31-33]。

$$\begin{cases} Z_{i,j} = x_{i,j} + \phi_{i,j}(x_{i,j} - x_{k,j}) \\ i \in \{0, 1, \dots, g\} \\ k \in \{0, 1, \dots, M\} \\ j \in \{1, 2, \dots, d\} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $Z_{i,j}$ 为新生成的第 i 个候选个体的第 j 维; $x_{i,j}$ 为当前第 i 个候选个体的第 j 维; $x_{k,j}$ 为随机量, 其中 j 和 k 为随机参数; g 为个体总数量; d 为维度; M 为固定值; $\phi_{i,j}$ 为随机数, 取值范围为 $[-1, 1]$ 。

针对人工蜂群搜索策略的开发能力较差的问题引入全局最优位置进行引导, 改进模型如式(19)所示。

$$Z_{i,j} = x_{i,j} + \phi_{i,j}(x_{i,j} - x_{k,j}) + \Omega_{i,j}(x_{b,j} - x_{i,j}) \quad (19)$$

式中: $\Omega_{i,j}$ 为随机数, 取值范围为 $[0, 1.5]$; $x_{b,j}$ 为当前最优个体的第 j 维。

2.3 模型求解过程

输入基础配电网数据、四季负荷及太阳辐照度数据, 建立四季典型日场景, 结合节点处接入容量、分布式光伏并网功率因数等约束条件, 采用 ISMA 算法对双层优化分布式光伏选址定容模型进行求解, 如图 3 所示为该模型求解的具体流程。

3 算例分析

为验证本文所提方法的有效性, 选择如图 4 所示的 IEEE 33 节点配电网模型进行选址与定容研究, 配电网的相关参数如表 1—2 所示。

该配电网共 33 个节点, 基准电压为 12.66 kV, 有功与无功负荷分别为 3 715 kW 和 2 300.0 kvar, 且该配电网在四季典型日共 96 h 内累计网损为 4 114.383 kW, 累计电压偏移量为 66.903 p.u.。

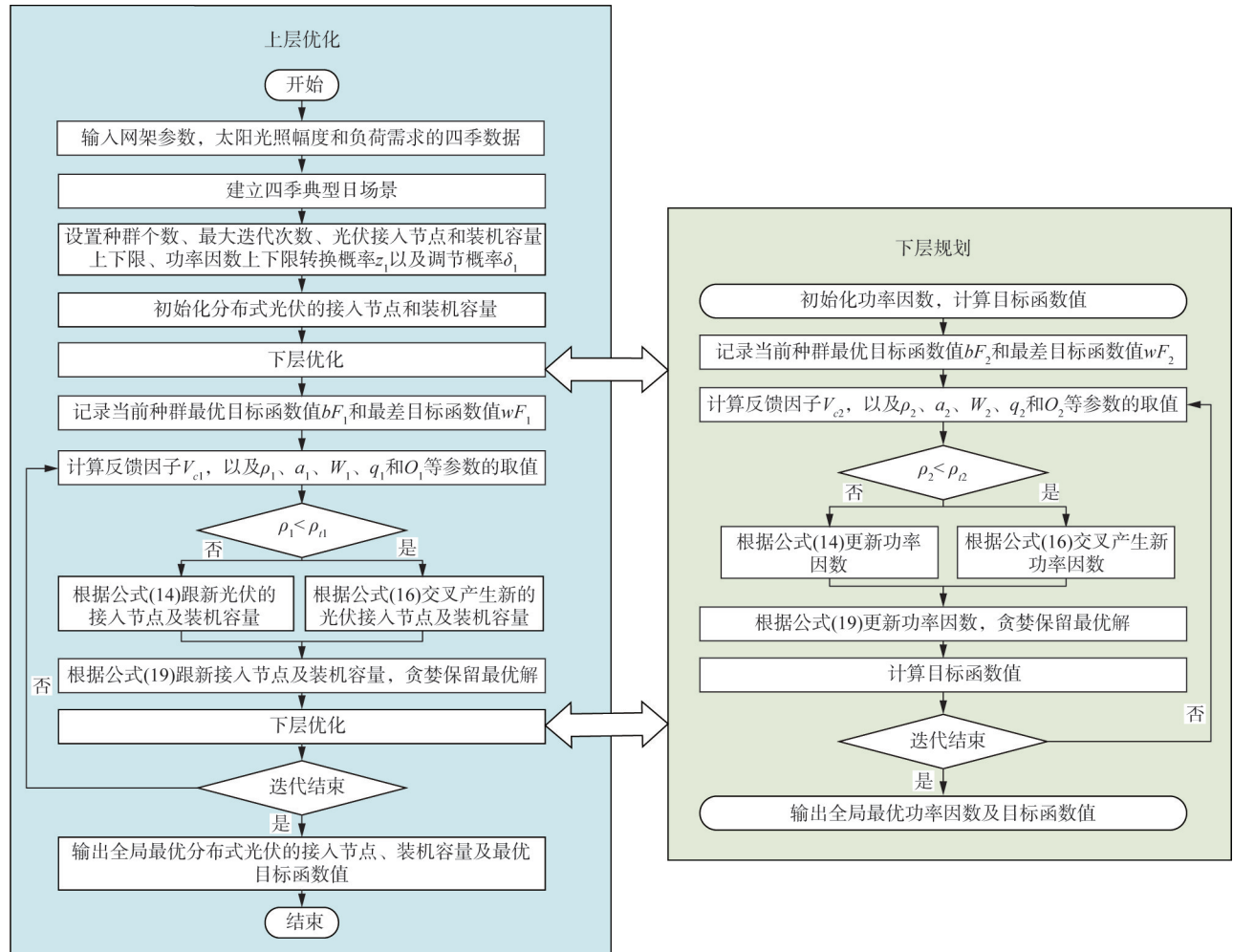


图3 优化规划流程

Fig. 3 Flow chart of optimization planning

表 1 线路阻抗
Tab. 1 Line impedances

头节点	尾节点	阻抗	头节点	尾节点	阻抗
1	2	0.092 2+j0.047 0	17	18	0.732 0+j0.574 0
2	3	0.493 0+j0.251 1	2	19	0.164 0+j0.156 5
3	4	0.366 0+j0.186 4	19	20	1.504 2+j1.355 4
4	5	0.381 1+j0.194 1	20	21	0.409 5+j0.478 4
5	6	0.819 0+j0.707 0	21	22	0.708 9+j0.937 3
6	7	0.187 2+j0.618 8	3	23	0.451 2+j0.308 3
7	8	0.711 4+j0.235 1	23	24	0.898 0+j0.709 1
8	9	1.030 0+j0.740 0	24	25	0.896 0+j0.701 1
9	10	1.044 0+j0.740 0	6	26	0.203 0+j0.103 4
10	11	0.196 6+j0.065 0	26	27	0.284 2+j0.144 7
11	12	0.374 4+j0.123 8	27	28	1.059 0+j0.933 7
12	13	1.468 0+j1.155 0	28	29	0.804 2+j0.700 6
13	14	0.541 6+j0.712 9	29	30	0.507 5+j0.258 5
14	15	0.591 0+j0.526 0	30	31	0.974 4+j0.963 0
15	16	0.746 3+j0.545 0	31	32	0.310 5+j0.361 9
16	17	1.289 0+j1.721 0	32	33	0.341 0+j0.530 2

表 2 节点负荷表
Tab. 2 Node loads table

节点	有功负荷/ kW	无功负荷/ kvar	节点	有功负荷/ kW	无功负荷/ kvar
1	0	0	17	60	20
2	100	60	18	90	40
3	90	40	19	90	40
4	120	80	20	90	40
5	60	30	21	90	40
6	60	20	22	90	40
7	200	100	23	90	50
8	200	100	24	420	200
9	60	20	25	420	200
10	60	20	26	60	25
11	45	30	27	60	25
12	60	35	28	60	20
13	60	35	29	120	70
14	120	80	30	200	600
15	60	10	31	150	70
16	60	20	32	210	100

本文考虑节点处接入光伏的容量范围为 0.2~1.5 MW, 功率因数在 0.90(滞后)到 0.90(超前)范围内连续可调, 节点处电压上下限约束分别为 1.05 p. u. 和 0.95 p. u.。

本文采用 K 均值聚类方法分别对一年内不同季

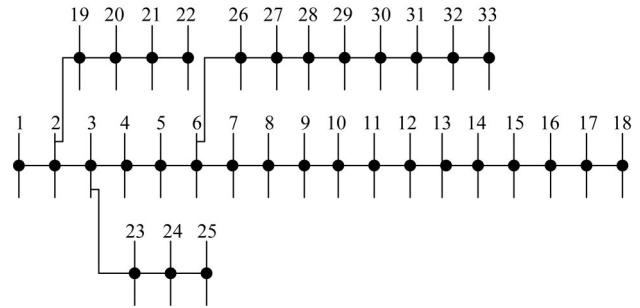


图 4 IEEE 33 节点配电网

Fig. 4 IEEE 33-bus distribution network

节的光伏出力 and 基础负荷数据进行聚类分析, 从而得到四季典型日场景。图 5 所示为典型日负荷场景, 其中场景 1、2、5 分别为春、夏及冬季典型日负荷场景, 场景 3、4 为秋季典型日负荷场景, 且场景概率分别为 0.793、0.207。图 6 所示为典型日光伏出力场景, 其中场景 1、4 分别为春季和秋季的典型日光伏出力场景, 场景 2、3 为夏季典型日光伏出力场景, 且场景概率分别为 0.810、0.190, 场景 5、6 为冬季典型日光伏出力场景, 且场景概率分别为 0.865、0.135。

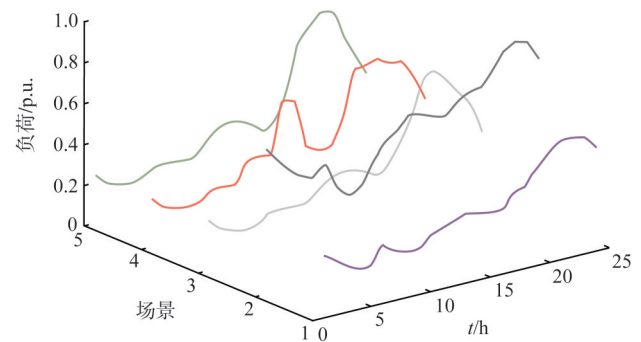


图 5 典型日负荷场景

Fig. 5 Typical daily loads scenario

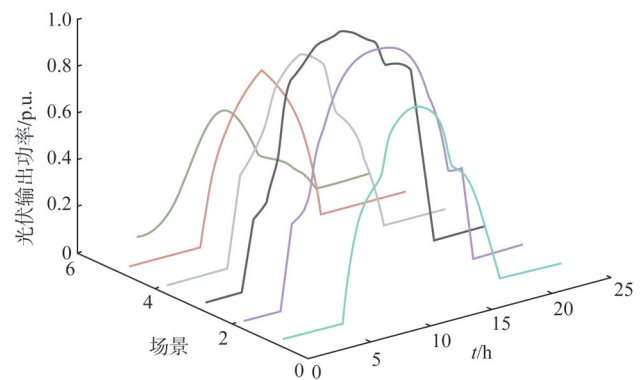


图 6 典型日光伏出力场景

Fig. 6 Typical daily PV outputs scenario

1)为验证双层优化分布式光伏选址定容模型的有效性, 选择以下3种方案进行实验仿真。

(1)方案1: 分布式光伏以单位功率因数接入配电网。

(2)方案2: 分布式光伏以恒定功率因数 0.95 接入配电网。

(3)方案3: 分布式光伏以最优功率因数接入配电网, 即采用本文所提模型进行规划。

上述方案统一采用 ISMA 算法求解, 算法参数设置如表 3 所示。

表 3 ISMA 算法参数设置

Tab. 3 ISMA algorithm parameters setting

参数	数值
转换概率 z	0.03
调节因子 δ	0.4
拉普拉斯系数 μ	0.2
拉普拉斯系数 λ	0.5
交叉概率 P_c	0.5
上层优化最大迭代数量	50
上层优化种群数量	30
下层优化最大迭代数量	30
下层优化种群数量	30

图 7 所示为不同规划方案下配电网各节点的年平均电压分布值, 可以看出当分布式光伏合理的接入配电网后能够明显减小节点处的电压偏移量, 改善电能的质量。

由表 4 所示结果可以注意到, 对于分布式光伏以单位、恒定和最优功率因数运行的情况, 在四季典型日共 96 h 内, 配电网累计的总电压偏移量分别降低为 54.765 p. u.、53.060 p. u. 和 52.824 p. u., 而没有接入分布式光伏的总电压偏移量为 66.903 p. u.。在 3 种情况下最高电压偏移量为 54.765 p. u., 对应于分布式光伏以单位功率因数接入配电网 29 节点运行模式下此时光伏系统只向配电网提供有功功率, 而不提供无功功率。相比之下, 最低电压偏移量为 52.824 p. u., 对应于分布式光伏以最优功率因数接入配电网 30 节点运行模式, 此时光伏系统可以通过调整无功功率的出力从而减小配电网无功功率的波动, 提高电网的稳定性。以上仿真结果充分表明分布式光伏以最优功率因数并网的工作模式对配电网系统电压曲线的改善有着显著贡献。

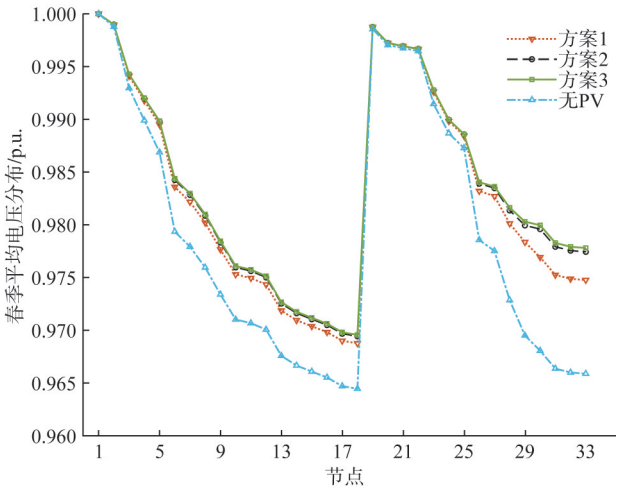


图 7 不同方案下全年平均电压分布

Fig. 7 Annual average voltages under different schemes

表 4 不同规划方案结果对比

Tab. 4 Comparison of the results of different planning scenarios

规划方案	接入节点	装机容量 /kW	总功率损耗 /kW	总电压偏移量 /p. u.	投资成本 /万元
1	29	1 000	3 559.943	54.765	911.422
2	30	1 000	3 330.625	53.060	911.422
3	30	1 000	3 270.782	52.824	911.422

另一方面, 由表 4 结果也能够看出最优功率因数对于配电网的有功损耗改善起着重要作用, 当分布式光伏以最优功率因数接入配电网 30 节点运行时, 在四季典型日共 96 h 内配电网累计的总有功损耗为 3 270.782 kW, 相较于未接入分布式光伏前的配电网总网损降低了 20.504%, 而分布式光伏以单位和恒定功率因数并网运行时总有功损耗分别为 3 559.943 kW、3 330.625 kW, 相较于未接入分布式光伏前的配电网分别降低了 13.476% 和 19.049%, 显然考虑最优功率因数下网损的改善效果更显著。由此表明最优功率因数并网可以减少系统的无功功率消耗, 从而减少了功率在输电过程中的损耗, 有效提高了光伏系统的效率。综上, 本文所提模型能够有效减小配电网有功损耗, 提高电能质量, 且考虑功率因数的优化可以更准确地确定适合的装机容量和接入位置。

2)对算法性能进行验证, 为了验证 ISMA 算法在分布式光伏选址定容方面的优势, 实验选择对比麻雀优化算法 (sparrow search algorithm, SSA) 和 SMA 算法的仿真结果, 为公平比较

ISMA、SMA 和 SSA 算法性能，统一设置上层优化最大迭代次数和种群数量分别取 50 和 30，下层优化最大迭代次数和种群数量同时取 30，ISMA 算法参数设置如表 3 所示，不同算法的优化结果如表 5 所示。

表 5 不同算法的优化结果
Tab. 5 Optimization results of different algorithms

优化方法	接入节点	装机容量 /kW	总功率损耗 /kW	总电压偏移量 /p. u.	投资成本 /万元
ISMA	30	1 000	3 270.782	52.824	911.422
SMA	29	1 000	3 285.626	52.962	911.422
SSA	26	0.967 6	3 523.685	57.140	881.892

图 8 所示为 3 种算法优化下不同时段分布式光伏的最优功率因数。

图 9 为不同算法优化后的全年平均电压分布。

由图 9 和表 5 可以看出，本文所提 ISMA 算法的优化结果最好，经本文所提算法优化下的配电网总网损、节点处总电压偏移量和分布式光伏投资成本分别为 3 270.782 kW、52.824 p. u. 和 911.422 万元，虽然在投资成本方面相比于 SSA 算法优化后的值高出 29.53 万元，但在网损和电压偏移量方面相比于 SSA 算法优化后的值分别降低了 252.903 kW 和 4.316 p. u.，能够兼顾多个因素的优化，并根据决策者的意愿综合权衡得到综合考虑各个因素后的最优解，综上，可以看出 ISMA 算法能够更好地解决高维度非线性问题，具备更高的优化精度。

4 结语

本文采用 ISMA 算法对双层优化分布式光伏选址定容模型进行求解，根据仿真结果得到以下结论。

1)在充分考虑了负荷和光伏系统出力的时序特性前提下提出了双层优化分布式光伏选址定容模型。通过上下两层优化得到最优功率因数下分布式光伏的最佳接入节点和装机容量。结果表明经本文所提方法优化后的配电网的电能质量与有功功率损耗都得到了显著改善。

2)采用 ISMA 算法对所提模型进行求解，仿真结果证明该算法能有效解决分布式光伏的选址定容问题，通过对比 SMA 和 SSA 算法仿真结果证明了

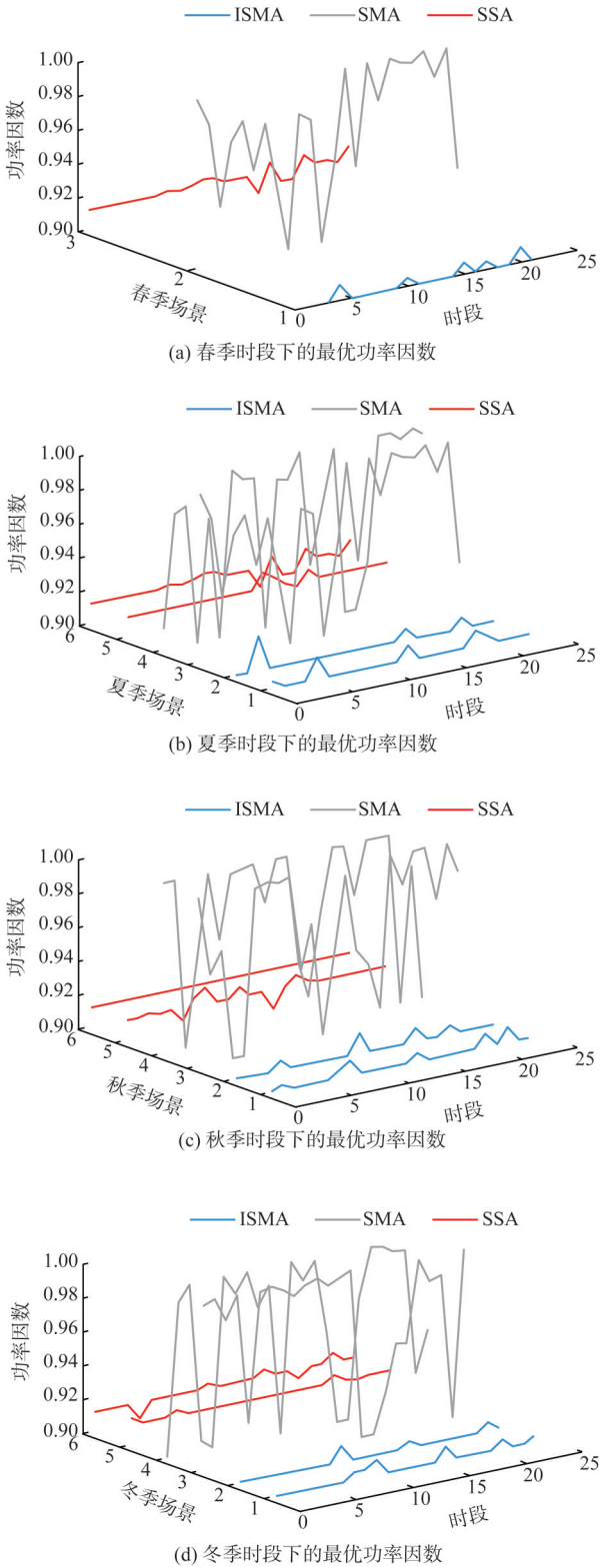


图 8 不同时段下的最优功率因数

Fig. 8 Optimal power factors at different time periods

ISMA 算法在处理高维度非线性问题上有着更高的优化精度。

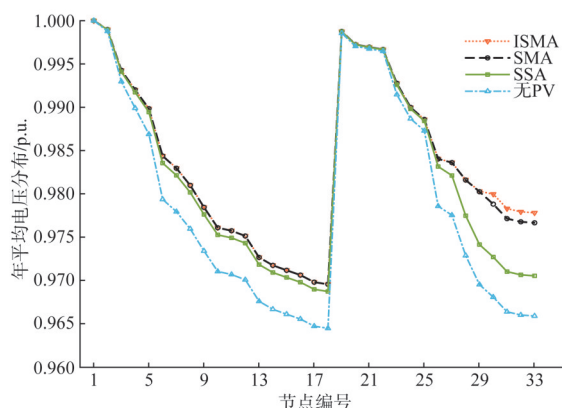


图9 不同算法优化后的全年平均电压分布

Fig. 9 Annual average voltages optimized by different algorithms

参考文献

- [1] 李琰, 吕南君, 刘雪涛, 等. 考虑新能源消纳和网损的分布式光伏集群出力评估方法[J]. 电力建设, 2022, 43(10): 136–146.
LI Yan, LÜ Nanjun, LIU Xuetao, et al. Output evaluation method of distributed photovoltaic cluster considering renewable energy accommodation and power loss of network [J]. Electric Power Construction, 2022, 43(10): 136–146.
- [2] 刘蕊, 吴奎华, 冯亮, 等. 含高渗透率分布式光伏的主动配电网电压分区协调优化控制[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 189–197.
LIU Rui, WU Kuihua, FENG Liang, et al. Voltage partition coordinated optimization control of active distribution network of high penetration distribution PVs [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(2): 189–197.
- [3] 丁明, 方慧, 毕锐, 等. 基于集群划分的配电网分布式光伏与储能选址定容规划[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2187–2201.
DING Ming, FANG Hui, BI Rui, et al. Optimal siting and sizing of distributed PV-storage in distribution network based on cluster partition [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2187–2201.
- [4] 杨欣晔, 杨嘉炜, 邓靖雷. 基于光学优化算法的分布式电源选址与定容[J]. 供用电, 2018, 35(11): 66–71.
YANG Xinye, YANG Jiawei, DENG Jinglei. Locating and sizing of distributed generation based on optics inspired optimization (OIO) [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(11): 66–71.
- [5] 陈德炜, 施永明, 徐威, 等. 基于改进FPA算法的含分布式光伏配电网选址定容多目标优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 120–125.
CHEN Dewei, SHI Yongming, XU Wei, et al. Multi-objective optimization method for location and capacity of a distribution network with distributed photovoltaic energy based on an improved FPA algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7): 120–125.
- [6] 马丽叶, 王海峰, 卢志刚. 计及故障率影响含电动汽车的分布式电源选址定容双层协调规划[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4749–4760.
MA Liye, WANG Haifeng, LU Zhigang. Double-layer coordinated planning for location and capacity of distributed power supply with electric vehicles considering failure rate [J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4749–4760.
- [7] 雍友. 考虑电动汽车充电负荷的分布式电源选址定容规划研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.
- [8] 刘向实, 王凌纤, 吴炎彬, 等. 计及配电网运行风险的分布式电源选址定容规划[J]. 电工技术学报, 2019, 34(S1): 264–271.
LIU Xiangshi, WANG Lingxian, WU Yanbin, et al. Locating and sizing planning of distributed generation power supply considering the operational risk cost of distribution network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S1): 264–271.
- [9] 曹振其, 彭敏放, 沈美娥. 考虑源荷不确定性的分布式电源选址定容[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(2): 59–65.
CAO Zhenqi, PENG Minfang, SHEN Mei'e. Siting and sizing of distributed generations considering uncertainties in source and load [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2021, 33(2): 59–65.
- [10] 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 for distribution system with DG by particle swarm optimization algorithm integrating dual strategies [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(6): 14–22, 81.
- [11] 杨博, 俞磊, 王俊婷, 等. 基于自适应蝠鲼觅食优化算法的分布式电源选址定容[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(12): 1673–1688.
YANG Bo, YU Lei, WANG Juntong, et al. Optimal sizing and placement of distributed generation based on adaptive manta ray foraging optimization [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2021, 55(12): 1673–1688.
- [12] 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.
- [13] 郑建, 徐青山, 施雨松. 基于启发式矩匹配法的分布式电源选址定容方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(8): 15–23.
ZHENG Jian, XU Qingshan, SHI Yusong, et al. Method of location and capacity determination for distributed generation based on heuristic moment matching method [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2021, 33(8): 15–23.
- [14] MIRSAEIDI S, LI S R, DEVKOTA S, et al. A power loss minimization strategy based on optimal placement and sizing of distributed energy resources [J]. International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields, 2022, 35(4): 3000.1–3000.15.
- [15] 官飞煜. 小水电上网功率因数考核优化方法[D]. 广州: 广东工业大学, 2018.
- [16] 戴林东. 静止无功补偿装置稳压控制及选址定容研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
- [17] 陈巍, 杨兵, 朱益民. 考虑机组功率因数的分布式风机选址定容研究[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(2): 133–

- 135, 161.
- CHEN Wei, YANG Bing, ZHU Yimin. Research on locating and sizing of distributed wind generators considering unit power factor[J]. Techniques of Automation and Applications, 2022, 41(2): 133–135, 161.
- [18] 杨扬, 王彤. 基于多目标双层规划的分布式电源选址定容[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2024, 51(2): 21–32.
- YANG Yang, WANG Tong. Optimal siting and sizing of distributed generators based on multi-objective double-layer planning[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2024, 51(2): 21–32.
- [19] NGUYEN T P, VO D N. A novel stochastic fractal search algorithm for optimal allocation of distributed generators in radial distribution systems[J]. Applied Soft Computing, 2018 (70): 773–796.
- [20] 黄付顺, 王倩, 何美华. 考虑低碳效益和时序特性的分布式电源优化配置[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(8): 61–68.
- HUANG Fushun, WANG Qian, HE Meihua. Optimal allocation of distributed generator based on carbon benefits and time-sequence characteristics[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2016, 28(8): 61–68.
- [21] 马世乾, 张杰, 商敬安, 等. 考虑时序最优潮流的分布式电源优化配置方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(10): 112–119.
- MA Shiqian, ZHANG Jie, SHANG Jing'an, et al. Optimal allocation method for distributed generations considering time series optimal power flow[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(10): 112–119.
- [22] 马丽叶, 王海峰, 卢志刚. 计及故障率影响含电动汽车的分布式电源选址定容双层协调规划[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4749–4760.
- MA Liye, WANG Haifeng, LU Zhigang. Double-layer coordinated planning for location and capacity of distributed power supply with electric vehicles considering failure rate[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4749–4760.
- [23] 李诗颖, 杨晓辉. 基于双向动态重构与集群划分的光伏储能选址定容[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 51–58.
- LI Shiyong, YANG Xiaohui. Capacity and location optimization of photovoltaic and energy storage based on bidirectional dynamic reconfiguration and cluster division[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 51–58.
- [24] 刘可, 王昕, 刘冬平, 等. 基于BFOA算法的配电网DG选址定容方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(9): 90–96.
- LIU Ke, WANG Xin, LIU Dongping, et al. DG site selection and capacity planning method in distribution network based on BFOA algorithm[J]. Smart Power, 2022, 50(9): 90–96.
- [25] 冯喜春, 韩璟琳, 赵辉, 等. 主从博弈框架下配电网规划运行多目标协同优化方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(1): 26–34, 72.
- FENG Xichun, HAN Jinglin, ZHAO Hui, et al. Multi-objective cooperative optimization method of distribution network planning and operation under the stackelberg game framework[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 26–34, 72.
- [26] 郭松, 王睿, 张唯真, 等. 光伏发电并网对用户功率因数的影响研究[J]. 智能电网, 2015, 3(10): 906–910.
- GUO Song, WANG Rui, ZHANG Weizhen, et al. Effect of grid-connected photovoltaic power generation on customer power factor[J]. Smart Grid, 2015, 3(10): 906–910.
- [27] 刘自发, 于普洋, 李颀雨. 计及运行特性的配电网分布式电源与广义储能规划[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(3): 72–79.
- LIU Zifa, YU Puyang, LI Jieyu. Planning of distributed generation and generalized energy storage in distribution network considering operation characteristics[J]. Electric Power Automation Equipmen, 2023, 43(3): 72–79.
- [28] 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.
- [29] LI S M, CHEN H L, WANG M J, et al. Slime mould algorithm: a new method for stochastic optimization[J]. Future Generation Computer Systems, 2020(111): 300–323.
- [30] 刘成汉, 何庆. 改进交叉算子的自适应人工蜂群黏菌算法[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(2): 263–268.
- LIU Chenghan, HE Qing. Adaptive artificial bee colony slime mold algorithm with improved crossover operator[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2023, 44(2): 263–268.
- [31] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687–697.
- [32] 徐博, 钱成功, 牛军伟, 等. 基于深度自编码器的分钟级负荷数据聚类分析[J]. 广东电力, 2023, 36(3): 57–67.
- XU Bo, QIAN Chenggong, NIU Junwei, et al. Cluster analysis of minute load data based on deep autoencoder[J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(3): 57–67.
- [33] 王子琪, 张慧媛, 许军, 等. 基于改进人工蜂群算法的区域电网储能系统能量管理优化策略[J]. 中国电力, 2022, 55(9): 16–22, 55.
- WANG Ziqi, ZHANG Huiyuan, XU Jun, et al. An energy management optimization strategy for regional power grid energy storage system based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Electric Power, 2022, 55(9): 16–22, 55.

收稿日期: 2023-05-17; 网络首发日期: 2024-02-20

作者简介:

杨海柱(1975), 男, 副教授, 博士, 研究方向为新能源发电功率预测、综合能源系统, 35948436@qq.com;

刘森(1999), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及其自动化, 1769808145@qq.com;

张鹏(1984), 男, 副教授, 博士, 研究方向为区域综合能源系统优化调度, zhangpeng1984@tju.edu.