

基于改进海鸥算法的配电网分布式电源优化配置

肖添,刘婧珂,齐凌成,付暄然,刘闯

(国网湖北省电力有限公司荆门供电公司,湖北荆门 448000)

摘要:为了提高含分布式电源(DG)配电网运行的经济性和稳定性,提出了一种基于改进海鸥算法(ISOA)的配电网DG优化配置方法。将配电网网损、系统电压偏差指标和DG投资成本组成多目标函数,采用层次分析法确定各子目标权重,将多目标函数转化为单目标函数,建立了以单目标函数最小的分布式电源优化配置模型。利用精英反向学习策略和莱维飞行策略对海鸥优化算法进行改进,以提高ISOA的全局搜索性能。采用ISOA对单目标函数进行优化,优化后所得配电网网损、DG投资成本和系统电压偏差指标均优于其他优化算法,验证了所提配电网DG配置方法的实用性和优越性。

关键词:配电网;分布式电源;配置;改进海鸥算法;层次分析法

中图分类号:TM 73 文献标志码:A 文章编号:1003-6954(2024)04-0098-06

DOI:10.16527/j.issn.1003-6954.20240415

Optimal Configuration of Distributed Generation in Distribution Network Based on Improved Seagull Optimization Algorithm

XIAO Tian, LIU Jingke, QI Lingcheng, FU Xuanran, LIU Chuang

(State Grid Jingmen Electric Power Supply Company, Jingmen 448000, Hubei, China)

Abstract: In order to improve the economy and stability of distribution network operation with distributed generation (DG), an optimal configuration method for distribution network with DG based on the improved seagull optimization algorithm (ISOA) is proposed. A multi-objective function is composed of distribution network losses, system voltage deviation indicators and DG investment costs, and the analytic hierarchy process is used to determine the weights of each sub objective. Then the multi-objective function is transformed into a single objective function, and an optimal configuration model for DG with the smallest single objective function is established. Elite reverse learning strategy and Levy flight strategy are used to improve the seagull optimization algorithm so as to improve the global search performance of ISOA. The single objective function is optimized using ISOA, and the obtained distribution network losses, DG investment costs and system voltage deviation indicators after optimization are superior to other optimization algorithms, which verifies the practicality and superiority of the proposed DG configuration method.

Key words: distribution network; distributed generation; configuration; improved seagull optimization algorithm; analytic hierarchy process

0 引言

进入21世纪以来,能源问题和环境问题备受关注,目前以光伏和风电为代表的分布式电源发展迅速,装机容量日益增长,截止2022年,风光装机总量

累计超过7亿kW^[1-5]。分布式电源(distributed generation, DG)运行方式灵活、经济环保,其发展从一定程度上缓解了能源危机,但其大规模接入配电网也带来了一系列问题,使电力系统的稳定性受到威胁^[6-8]。配电网中DG合理配置,不仅能够改善系统电压分布、降低网损,还能提高可再生能源利用率^[9-10],因此对配电网DG优化配置进行研究意义重大。

基金项目:国家电网有限公司科技项目“双碳背景下县域新能源新型电力系统稳定分析及安全控制关键技术与应用示范”(4000-202222070A-1-1-ZN)

文献[11]以网损费用、DG投资成本、购电成本和系统电压增强等4个指标为优化目标,建立了配电网DG多目标优化配置模型,采用改进乌燕鸥算法对模型进行了求解,得到了分布式电源的最优配置方案。文献[12]以DG投资成本、有功损耗和电压偏差最小为目标函数建立了分布式电源优化配置模型,采用自适应权重对多目标粒子群算法进行改进,利用改进多目标粒子群算法对目标函数进行了优化,并通过实际算例验证了该DG配置方法的可行性。文献[13]针对哈里斯鹰优化算法(Harris hawk algorithm, HHO)易陷入局部最优的不足,采用鲸鱼算法对其进行改进,综合考虑含DG配电网的经济性和稳定性,提出了一种基于改进HHO算法的配电网DG优化配置方法。配电网分布式电源优化配置的目标函数及约束条件相对复杂,各优化目标权重需合理分配,因此经济合理的配电网DG优化配置方法有待进一步研究。

下面将配电网网损、系统电压偏差指标和DG投资成本组成多目标函数,采用层次分析法确定各子目标权重,将其转化为单目标函数,建立以单目标函数最小的配电网分布式电源优化配置模型。采用改进ISOA对所建模型进行求解,并与其他优化算法进行对比,验证所提配电网DG优化配置方法的实用性和优越性。

1 配电网DG优化配置模型

配电网DG配置方案应考虑配电网运行的稳定性和经济性^[14],因此以配电网网损、系统电压偏差指标和DG投资成本为综合优化目标。

1.1 目标函数

1) 配电网网损

配电网网损是由各支路电阻和支路数量决定的,其表达式为

$$F_1 = \sum_{k=1}^K r_k \frac{(P_k^2 + Q_k^2)}{U_k^2} \quad (1)$$

式中: F_1 为配电网网损; K 为支路总数; r_k 为第 k 条支路的电阻; P_k 为第 k 条支路的有功功率; Q_k 为第 k 条支路的无功功率; U_k 为第 k 条支路末端的电压。

2) DG投资成本

DG投资成本主要指DG建设成本和运维成本,其表达式为

$$F_2 = \frac{r(1+r)^m}{(1+r)^m - 1} \sum_{j=1}^J C_{DG,j} P_{DG,j} + T_{\max} \sum_{j=1}^J C_{DG,j}^1 P_{DG,j} \quad (2)$$

式中: F_2 为DG投资成本; r 为DG折旧率; m 为DG最大使用年限; $C_{DG,j}$ 为第 j 个节点接入DG的建设成本系数; $P_{DG,j}$ 为第 j 个节点接入DG的输出功率; J 为配电网DG接入总数; T_{\max} 为年度系统最大负荷利用时间; $C_{DG,j}^1$ 为第 j 个节点接入DG的运维成本系数。

3) 系统电压偏差指标

系统电压偏差指标是指配电网系统所有节点电压偏离额定电压的差值与额定电压的比值之和,其表达式为

$$F_3 = \sum_{j=1}^Z \left| \frac{U_j - U_N}{U_N} \right| \quad (3)$$

式中: F_3 为系统电压偏差指标; Z 为配电网节点总数; U_j 为第 j 个节点的电压; U_N 为系统额定电压。

1.2 多目标转化

为了方便计算,利用层次分析法^[15]确定各指标权重,将配电网DG优化配置的多目标函数转化为单一目标,其表达式为

$$\min F = w_1 F_1^* + w_2 F_2^* + w_3 F_3^* \quad (4)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 为权重系数,它们之间满足 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$; F_1^* 、 F_2^* 、 F_3^* 分别为 F_1 、 F_2 和 F_3 无量纲化处理后的数值。无量纲化处理采用极差标准法,公式为

$$y_{ih} = \frac{x_{ih} - \min_i \{x_{ih}\}}{\max_i \{x_{ih}\} - \min_i \{x_{ih}\}} \quad (5)$$

式中: y_{ih} 为无量纲化处理后的数据; x_{ih} 为原始数据; $\max_i \{x_{ih}\}$ 、 $\min_i \{x_{ih}\}$ 分别为 x_{ih} 的最大值和最小值。

1.3 约束条件

配电网DG优化配置应考虑下列约束条件。

1) 功率平衡约束

$$\begin{cases} P_j + P_{DG,j} - P_{load,j} = \\ U_j \sum_{q=1}^n U_q (G_{jq} \cos \delta_{jq} + B_{jq} \sin \delta_{jq}) \\ Q_j + Q_{DG,j} - Q_{load,j} = \\ U_j \sum_{q=1}^n U_q (G_{jq} \sin \delta_{jq} - B_{jq} \cos \delta_{jq}) \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_j 、 Q_j 为第 j 个节点的有功功率和无功功率; $P_{DG,j}$ 、 $Q_{DG,j}$ 为 DG 第 j 个节点输出的有功功率和无功功率; $P_{load,j}$ 、 $Q_{load,j}$ 分别为第 j 个节点的有功负荷和无功负荷; U_j 、 U_q 分别为第 j 个节点和第 q 个节点的电压; G_{jq} 、 B_{jq} 分别为支路 jq 的电导和电纳; δ_{jq} 分别为第 j 个节点和第 q 个节点之间的相角差。

2) 节点电压约束

$$U_{\min} \leq U_j \leq U_{\max} \quad (7)$$

式中: U_{\min} 为配电网系统电压最小值; U_{\max} 为配电网系统电压最大值。

3) 支路电流约束

$$I_k \leq I_{k\max} \quad (8)$$

式中: I_k 为第 k 条支路的电流; $I_{k\max}$ 为第 k 条支路的电流最大值。

4) 配电网 DG 容量约束

$$\sum P_{DG,j} \leq \eta \sum P_{load,j} \quad (9)$$

式中, η 为 DG 占系统总负荷的比例系数,取值为 0.25。

2 改进海鸥算法

2.1 海鸥优化算法

海鸥优化算法 (seagull optimization algorithm, SOA) 是希曼 (Dhiman) 等人在 2019 年提出的一种新型智能优化算法^[16],其寻优过程主要包括种群迁徙和捕食攻击两大步骤。

2.1.1 种群迁徙

海鸥种群通过不断改变自身位置寻找猎物,种群的移动轨迹称为种群迁徙,反映了 SOA 的全局搜索能力。海鸥种群在完成迁徙的过程中需要满足下列 3 个条件:

1) 避免个体碰撞

令海鸥种群容量为 N ,为了避免迁徙过程中海鸥个体之间发生碰撞,SOA 引入迁徙系数进行控制,该过程的表达式为:

$$C_s = A \times P_s(t) \quad (10)$$

$$A = f_c - t \times \frac{f_c}{t_{\max}} \quad (11)$$

式中: C_s 为海鸥个体不会发生碰撞的新位置; A 为迁徙系数; t 为迭代次数; $P_s(t)$ 为第 t 次迭代时海鸥的位置; f_c 为迁移系数控制因子; t_{\max} 为最大迭代次数。

2) 向最优邻居靠拢

海鸥个体在不发生碰撞的前提下,其移动策略是朝着最优邻居的位置靠拢,该过程的表达式为

$$M_s = B \times [P_{bs}(t) - P_s(t)] \quad (12)$$

$$B = 2 \times A^2 \times r \quad (13)$$

式中: M_s 为海鸥个体向最优邻居靠拢后的新位置; B 为搜索平衡系数; $P_{bs}(t)$ 为第 t 次迭代时最佳邻居个体的位置; r 为随机数, $r \in [0, 1]$ 。

3) 向最优个体移动

满足上述两个条件后,海鸥最终向最优个体移动,该过程的表达式为

$$D_s = |C_s + M_s| \quad (14)$$

式中, D_s 为海鸥个体与最优个体之间的距离。

2.1.2 捕食攻击

随着海鸥种群的不断迁徙,最终找到食物并向其发起攻击,在攻击过程中不断变化速度和角度,呈螺旋状,捕食过程的三维空间坐标为:

$$x' = r \times \cos \alpha \quad (15)$$

$$y' = r \times \sin \alpha \quad (16)$$

$$z' = r \times \alpha \quad (17)$$

$$r = \mu \times e^{\theta \times \alpha} \quad (18)$$

式中: r 为螺旋运动半径; α 为随机数, $\alpha \in [0, 2\pi]$; μ 、 θ 均为螺旋轨迹系数。

捕食过程中海鸥个体位置更新公式为

$$P_s(t) = (D_s \times x' \times y' \times z') + P_{bs}(t) \quad (19)$$

SOA 原理简单、参数少、容易实现,但其全局搜索能力较弱,容易陷入局部最优。

2.2 改进海鸥算法

改进海鸥算法 (improved seagull optimization algorithm, ISOA) 针对 SOA 的不足,在海鸥种群初始化的过程中引入精英反向学习策略,以提高海鸥种群的多样性,并在海鸥位置更新过程中引入莱维飞行策略,使算法能够跳出局部最优,提高计算精度。

1) 精英反向学习

精英反向学习策略是对精英解进行反向求解,并将二者对比后优选出初始海鸥种群^[17]。

令第 t 次迭代后产生的一个解为 $x_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$,它的反向解为 $\overrightarrow{x_i(t)}$,假设目标函数为 $g(x)$,如果满足 $g[x_i(t)] \geq g[\overrightarrow{x_i(t)}]$,则 $x_i(t)$ 即为精英个体,将其记作 $N_i(t)$ 。第 z 维上的精英个体的

反向解为

$$\overrightarrow{x_{iz}(t)} = \lambda [a_z(t) + b_z(t)] - x_{iz}(t) \quad (20)$$

式中: λ 为随机数, $\lambda \in [0, 1]$; $a_z(t)$ 、 $b_z(t)$ 分别为海鸥精英个体在第 t 次迭代时的最小值和最大值。

2) 莱维飞行

莱维飞行^[18] 是利用随机游走的方式扩大种群搜索区域,其表达式为:

$$L_{\text{evy}} = 0.01 \times \frac{r_4 \times \sigma}{|r_5|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (21)$$

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1 + \beta)/2] \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (22)$$

式中: L_{evy} 为莱维飞行轨迹; r_4 、 r_5 均为随机数, r_4 、 $r_5 \in [0, 1]$; $\Gamma()$ 为 Gamma 函数; β 为系数,通常取 1.5。

在捕食阶段引入莱维飞行策略后,海鸥位置更新公式为

$$P_s(t) = (D_s \times x' \times y' \times z') \times L_{\text{evy}} + P_{\text{bs}}(t) \quad (23)$$

3 ISOA 求解配电网 DG 优化配置模型

采用改进海鸥算法对配电网 DG 配置模型进行优化,建立基于改进海鸥算法的配电网 DG 配置模型,图 1 给出了建模流程,主要步骤如下:

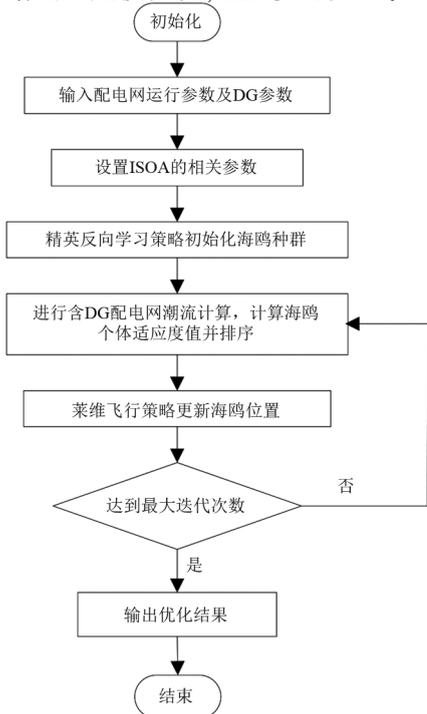


图 1 求解流程

- 1) 输入配电网节点参数及 DG 运行参数;
- 2) 设置 ISOA 的相关参数,包括海鸥种群容量、算法最大迭代次数、迁移系数控制因子、螺旋轨迹系数等;
- 3) 利用式 (20) 中的精英反向学习策略将海鸥种群初始化;
- 4) 进行含 DG 配电网潮流计算,根据目标函数式(4)计算海鸥个体的初始适应度值,并根据海鸥个体适应度值的优劣进行排序,确定当前最优位置;
- 5) 利用海鸥种群迁徙阶段式(10)一式(14)更新海鸥位置,计算个体适应度值,将当前个体适应度值与当前最优适应度值进行比较,更新当前最优位置;
- 6) 采用引入莱维飞行策略的式(26)更新海鸥位置;
- 7) 判断 ISOA 迭代是否已达到最大次数,若是则输出最优海鸥个体的位置及适应度值,得到 DG 最佳接入位置及容量,否则返回步骤 4。

4 算例分析

4.1 基本参数

以图 2 所示 IEEE 33 节点配电系统为例进行算例分析,图中 0 节点为源节点,除源节点外,其余节点均可接入风电、光伏等可再生 DG,所有 DG 均作为负的 PQ 节点处理,其功率因数为 0.9。系统有功负荷为 3715 kW,无功负荷为 2300 kvar,系统规划接入的 DG 数量为 5 个,单个接入容量不超过 300 kW。设置海鸥位置 P_s 为 10 kW; DG 最大使用年限 m 为 20 年; DG 折旧率为 10%; DG 建设成本系数 $C_{\text{DG},j}$ 为 2500 元/kW; 年度系统最大负荷利用时间 T_{max} 为 3600 h; DG 的运维成本系数 $C_{\text{DG},j}^I$ 为 0.03 元/kWh。

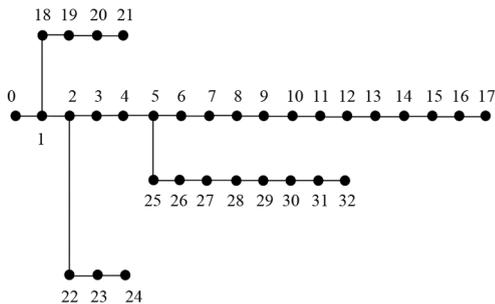


图 2 IEEE 33 节点配电系统

ISOA 的参数设置如下^[19]: 海鸥种群容量 N 为

50;算法最大迭代次数 t_{\max} 为 300;迁移系数控制因子 f_c 为 2;螺旋轨迹系数 μ 为 1、 θ 为 1。

采用层次分析法对配电网网损、DG 投资成本和系统电压偏差指标的权重进行计算,计算结果如表 1 所示。由表 1 可知,在 3 个指标中,配电网网损权重最大,DG 投资成本次之,系统电压偏差指标最小。

表 1 各指标权重

指标	w_1	w_2	w_3
权重	0.493	0.336	0.171

4.2 结果分析

在 Matlab 中进行仿真分析,分别采用 ISOA、SOA 和粒子群算法^[20](particle swarm optimization, PSO)对归一化后的目标函数进行优化,将 SOA 和 PSO 算法的种群容量均设为 50,最大迭代次数设为 300。3 种算法求解的 DG 配置方案如表 2 所示。

表 2 3 种算法求解的 DG 配置方案

算法	节点	容量/kW
ISOA	13	120
	14	100
	16	200
	30	180
	31	240
SOA	6	100
	8	80
	15	180
	17	300
PSO	32	210
	10	150
	14	120
	17	300
	18	60
	32	260

表 3 给出了未接入 DG 时配电网初始网损和系统初始电压偏差以及不同算法的优化结果。由表 3 可知,未接入 DG 时配电网初始网损 F_1 和系统初始电压偏差 F_3 指标分别为 211.92 kW 和 1.841,采用 ISOA 优化后的配电网网损 F_1 、DG 投资成本 F_2 和系统电压偏差指标 F_3 分别为 95.66 kW、90.34 万元和 0.488,配电网网损和系统电压偏差指标相比 DG 接入前分别降低 54.86%和 73.49%,可见配电网中合理接入 DG 能够改善潮流分布,降低系统网损和电压偏差,提高配电网运行的经济性和稳定性。对比 3 种算法的优化结果,从指标上看 ISOA 的优化效果是最好的,ISOA、SOA 和 PSO 优化后得到的最小适应度值分别为 0.725、0.816 和 0.898,相比 SOA 和 PSO

算法,ISOA 的求解精度分别提高 11.15%和 19.27%。

图 3 给出了未接入 DG 和不同 DG 配置方案的配电网节点电压分布情况。由图 3 可知,DG 未接入配电网时,系统最低电压幅值为 0.901 2 pu,平均电压幅值为 0.942 6 pu;配电网接入 DG 后,系统电压得到了明显提升,其中,所提 ISOA 算法获得的 DG 配置方案的系统最低电压幅值为 0.970 9 pu,平均电压幅值为 0.984 6 pu,系统节点电压提升效果更好,电压分布情况比另外两种 DG 配置方案更合理。

表 3 不同算法优化结果比较

场景	未接入 DG	接入 DG		
		ISOA	SOA	PSO
F_1 /kW	211.92	95.66	108.36	106.39
F_2 /万元	—	90.34	93.62	96.58
F_3	1.841	0.488	0.677	0.835
F	—	0.725	0.816	0.898

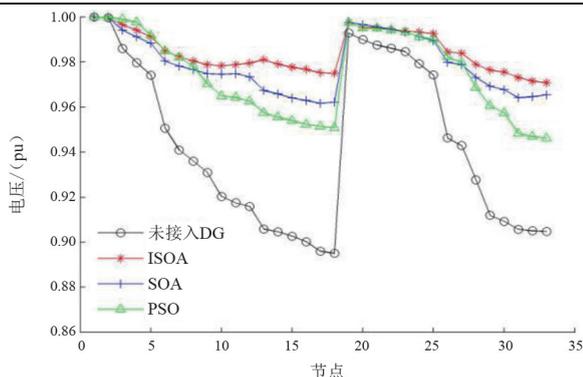


图 3 不同配置方案的节点电压分布情况

图 4 给出了 ISOA、SOA 和 PSO 算法优化目标函数的收敛曲线,3 种算法收敛至最小适应度值的迭代次数及收敛时间如表 4 所示。

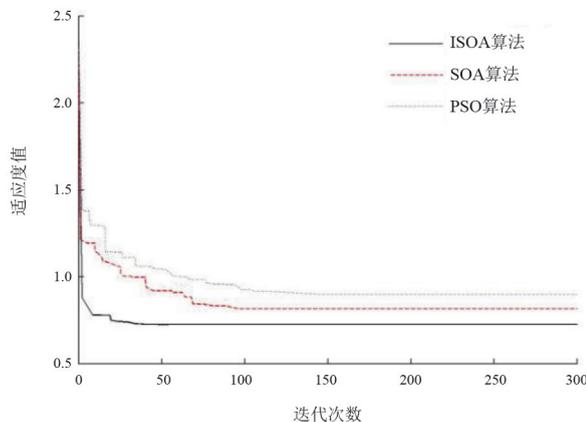


图 4 收敛曲线比较

从图 4 和表 4 可知,ISOA 收敛至最小适应度值 0.725 时所需迭代次数为 54 次,收敛时间为 6.55 s;

SOA 收敛至最小适应度值 0.816 时所需迭代次数为 96 次,收敛时间为 11.84 s;PSO 收敛至最小适应度值 0.898 时所需迭代次数为 146 次,收敛时间为 12.23 s。由此可见,ISOA 算法在求解精度、迭代次数和收敛时间方面均优于 SOA 算法和 PSO 算法,验证了所提配电网分布式电源优化配置方法的实用性和优越性。

表 4 优化结果对比

算法	最小适应度值	收敛时迭代次数	收敛时间/s
ISOA	0.725	54	6.55
SOA	0.816	96	11.84
PSO	0.898	146	12.23

5 结论

上面对配电网中分布式电源优化配置方法进行了研究,设计了一种基于改进海鸥算法的配电网分布式电源优化配置模型。利用精英反向学习策略和莱维飞行策略对海鸥优化算法进行改进,以提高海鸥种群的多样性和跳出局部最优的能力,得到全局搜索性能更好的改进海鸥算法。利用改进海鸥算法对所提分布式电源优化配置进行求解,算例分析结果表明,相比其他算法,ISOA 算法求解的 DG 配置方案能够改善潮流分布,降低系统网损和电压偏差,优化效果更好。

参考文献

[1] 季玉琦,王涛,史少彧,等.含分布式电源的配电网功率优化模式影响因素分析[J].电力科学与技术学报,2023,38(1):97-107.

[2] 李化林,戴承承,黄重阳,等.考虑需求侧管理的配电网分布式电源优化配置研究[J].供用电,2020,37(7):24-29.

[3] 张翻,陈海旭,刘闯.基于改进差分灰狼算法的主动配电网优化重构[J].山东电力技术,2023,50(3):7-13.

[4] 陈涛,邢金晶,刘闯,等.基于改进 PSO-DE 融合算法的风电场储能容量优化配置[J].山东电力技术,2023,50(1):8-13.

[5] 夏芹芹,罗永捷,王荣茂,等.考虑新能源爬坡的风光火耦合系统源荷匹配性分析及容量优化配置[J].上海交通大学学报,2024,58(1):69-81.

[6] 袁海山,叶昀,陈有强,等.基于能源互联网技术的电网分布式电源布置研究[J].电网与清洁能源,2023,

39(3):136-142.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 连胜,刘闯,陈涛,等.基于差分粒子群算法的含 DG 配电网优化重构[J].安徽电气工程职业技术学院学报,2023,28(1):38-44.

[10] 孙建梅,胡嘉栋,蔚芳.考虑利益主体合作的分布式电源运营商电源优化配置[J].电力建设,2021,42(6):127-134.

[11] 肖永江,于永进,张桂林.基于改进乌燕鸥算法的分布式电源优化配置[J].电力系统保护与控制,2022,50(3):148-155.

[12] 唐杰,唐婷婷,陈日恒,等.基于多目标粒子群算法的分布式电源优化配置研究[J].邵阳学院学报(自然科学版),2021,18(1):27-33.

[13] 白丽丽,杨晓娜,张纪英,等.基于改进哈里斯鹰算法的分布式电源优化配置[J].吉林大学学报(信息科学版),2022,40(5):734-743.

[14] 卞艺衡,别朝红,黄格超,等.弹性配电网分布式可再生能源电源最优配置模型[J].全球能源互联网,2020,3(3):213-221.

[15] 汪湘晋,黄滢,蒋金琦,等.基于层次分析法的储能综合评估及类型选择[J].浙江电力,2022,41(11):1-8.

[16] 杨硕,叶鹏,刘俐利,等.基于海鸥算法的综合能源系统优化规划研究[J].沈阳工程学院学报(自然科学版),2022,18(4):62-69.

[17] 冯增喜,李诗妍,赵锦彤,等.基于精英反向学习策略的麻雀搜索算法[J].计算机仿真,2023,40(1):378-381.

[18] 梁静.融合自适应权重与 Levy 飞行的拉丁超立方体海鸥优化算法及应用[J].智能计算机与应用,2022,12(11):216-223.

[19] 李大华,聂前,田禾,等.改进海鸥优化算法在光伏系统 MPPT 中的应用[J].电源技术,2022,46(5):556-559.

[20] 刘闯,何沁鸿,卢银均,等.输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型[J].电力科学与技术学报,2020,35(6):131-137.

作者简介:

肖添(1995),男,工程师,从事电力营销数字化转型工作。

(收稿日期:2023-09-18)