

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211224

# 基于改进多目标蜉蝣算法的配网电池储能系统最优选址定容

安东<sup>1</sup>, 杨德宇<sup>1</sup>, 武文丽<sup>1</sup>, 蔡文超<sup>1</sup>, 李赫<sup>1</sup>, 杨博<sup>2</sup>, 韩一鸣<sup>2</sup>

(1. 内蒙古电力科学研究院, 内蒙古 呼和浩特 010020; 2. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500)

**摘要:** 电池储能系统(BESSs)在配电网的选址定容是保证 BESSs 和配电网经济可靠运行的关键。基于此, 提出了一种配电网 BESSs 最优选址定容方法。首先, 采用 C-均值聚类算法对全年的负荷曲线和风、光出力曲线进行典型日聚类。进而, 以 BESSs 日均综合成本、电压波动和负荷波动最小为目标, 建立了配电网 BESSs 最优选址定容的多目标优化模型。为获得 BESSs 等决策变量的 Pareto 最优解集, 设计了改进的多目标蜉蝣算法(MMOMA)进行求解。为实现三个目标的最佳权衡, 采用改进理想点决策(IIPBD)方法对 Pareto 最优解集进行折中决策。最后, 利用扩展的 IEEE33 节点配电系统进行仿真测试, 以验证所提方法的有效性。仿真结果表明, 与另外两种传统多目标优化算法相比: 所提 MMOMA 获得的 Pareto 前沿分布更广、更均匀; IIPBD 方法获得的折中决策方案有效实现了 BESSs 投资成本的最小化, 同时能显著降低配电网的电压波动和负荷波动。

**关键词:** 电池储能系统; 最优选址定容; Pareto 多目标优化; 改进多目标蜉蝣算法

## Optimal location and sizing of battery energy storage systems in a distribution network based on a modified multi-objective mayfly algorithm

AN Dong<sup>1</sup>, YANG Deyu<sup>1</sup>, WU Wenli<sup>1</sup>, CAI Wenchao<sup>1</sup>, LI He<sup>1</sup>, YANG Bo<sup>2</sup>, HAN Yiming<sup>2</sup>

(1. Inner Mongolia Power Research Institute, Huhhot 010020, China; 2. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Optimal location and sizing of battery energy storage systems (BESSs) in a distribution network (DN) is essential to guarantee their economic and reliable operation. Given this, this paper proposes an optimal siting and sizing method for BESSs. First, the C-mean clustering algorithm is used for typical scene clustering of load curves, and wind and photovoltaic (PV) output curves over a year. Secondly, a multi-objective optimization model for optimal location and sizing is established to minimize the daily cost of BESSs, and voltage and load fluctuation. To obtain the Pareto optimal solution set of BESS location, this paper designs a modified multi-objective mayfly algorithm (MMOMA) to analyze the model. An improved ideal-point-based decision (IIPBD) method is employed to select a compromise solution among the Pareto optimal solution set. Thus the best trade-off of three objectives is achieved. Finally, this paper uses the expanded IEEE33 bus system to validate the proposed method. Simulation results show that MMOMA can obtain a widely spread and well-distributed Pareto front compared with two traditional multi-objective optimization algorithms. The compromise decision scheme obtained by the IIPBD method effectively minimizes the comprehensive cost of BESSs, and significantly reduces voltage and load fluctuation of the DN.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61963020).

**Key words:** battery energy storage systems; optimal location and sizing; Pareto based multi-objective optimization; modified multi-objective mayfly algorithm

## 0 引言

如今, 风、光等新能源多数以分布式发电

(Distributed Generation, DG)形式接入配电网, 其功率输出的波动性给配电网的安全稳定运行带来巨大挑战<sup>[1-4]</sup>。而电池储能系统(Battery Energy Storage Systems, BESSs)具有快速的功率调节能力, 不仅可有效平抑DG输出的波动, 还能改善电压质量、减小峰谷差等<sup>[5-6]</sup>。显然, BESSs的接入位置、安装功率和容量的选取将直接影响配电网的高效经济运行<sup>[7-8]</sup>。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61963020); 内蒙古电力(集团)有限责任公司科技研究项目资助(内电科技〔2021〕3号)

目前,国内外已有诸多学者对 BESSs 选址定容规划问题展开了研究。文献[9]以配电网能量损耗最小为目标,构建了计及弃风弃光率的配电网 BESSs 容量优化和位置布局模型。文献[10]以最小化负荷峰值、变压器重载率为目标,构建了以配电网调峰为目的的 BESSs 选址定容规划模型。文献[11]考虑了 BESSs 的动态效应和电池寿命,提出了同时兼顾提高风电消纳和减小负荷中断的 BESSs 规划方案。文献[12]从挖掘 BESSs 的削峰填谷能力、电压调节以及功率调节能力三个方面建立主动配电网 BESSs 的多目标选址定容模型。文献[13]从配电网的电压质量提升、线路负载减小和电能损耗最小出发,建立多目标优化模型解决 BESSs 选址定容问题。然而上述模型未从经济性角度出发,可能会带来较高的投资成本。

目前, BESSs 的投资成本较大程度上制约了其规模化应用。因此成本是 BESSs 的选址定容问题需考虑的主要目标之一。文献[14]以年净收益最大为目标求解 BESSs 的最佳配置容量。文献[15]在考虑负荷峰值、光伏发电量和配电网电压限制的情况下,采用了基于分时电价机制的 BESSs 运行模型,有效提高了 BESSs 配置策略的经济效益。但上述文献仅仅采用一个典型日代表全年,未考虑负荷和新能源的不确定性和周期特性,而且同时兼顾 BESSs 经济性和配电网安全稳定性等多方面综合效益的研究较少。

文献[16]用多目标粒子群算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)进行 BESSs 选址定容规划,实现了投资运行成本和配电网总网损最低,并保障了电压稳定性,但 MOPSO 存在多样性不足、提前收敛等问题。文献[17]将教学算法(Teaching-Learning Based Optimization, TLBO)引入 MOPSO 来确定 BESSs 的位置和容量,实现了经济成本和电压偏差最小化,然而该算法惯性权重的取值缺乏指导,寻优性能稍差。

针对上述问题,本文同时考虑 BESSs 的投资经济性以及配电网运行的电压质量和功率稳定性,建立了 BESSs 最优选址定容的多目标优化模型,以实现 BESSs 日均综合成本、配电网日均电压波动和日均负荷波动三个目标的最佳权衡。同时,考虑到负荷、风电和光伏出力的不确定性,本文采用聚类算法对全年的负荷和风、光出力数据进行典型日聚类,更好地模拟实际电网,保证 BESSs 规划方案的客观性。对于模型的求解,本文设计了改进的多目标蜉蝣算法(Modified Multi-Objective Mayfly Algorithm, MMOMA)获取并筛选 BESSs 选址定容方案的 Pareto 最优解集。进而,采用了一种决策方法来客观地选

取决策折中方案。最后通过含高比例新能源的扩展 IEEE33 节点系统进行仿真测试,以验证所提方法的可行性和有效性。

## 1 配电网 BESSs 模型

采用荷电状态(State of Charge, SOC)与充放电功率的关系对配电网 BESSs 进行建模。第  $i$  台 BESS 在  $t$  时刻的 SOC 计算如下。

1) 充电过程

$$SOC_i(t) = (1 - \delta) \cdot SOC_i(t-1) + \left( \eta_{\text{cha}} \cdot P_{\text{cha},i}(t) \cdot \Delta t / E_{\text{BESS},i} \right) \quad (1)$$

2) 放电过程

$$SOC_i(t) = (1 - \delta) \cdot SOC_i(t-1) - \left( P_{\text{dis},i}(t) \cdot \Delta t / \eta_{\text{dis}} \cdot E_{\text{BESS},i} \right) \quad (2)$$

式中:  $P_{\text{cha},i}(t)$  和  $P_{\text{dis},i}(t)$  表示第  $i$  台 BESS 在  $t$  时刻的充、放电功率;  $\eta_{\text{cha}}$  和  $\eta_{\text{dis}}$  分别为第  $i$  台 BESS 的充、放电效率;  $\delta$  是自放电率;  $\Delta t$  为充、放电时长。

BESSs 与电网的功率交换可表示为

$$P_{\text{grid},i}(t) = P_{\text{cha},i}(t) - P_{\text{dis},i}(t) \quad (3)$$

对于单台 BESS,同一时刻的充电功率和放电功率互斥,因此 BESSs 与电网之间的功率交换必定满足式(4)。

$$P_{\text{cha},i}(t) + P_{\text{dis},i}(t) = 0 \quad (4)$$

## 2 BESSs 选址定容优化模型

基于 Pareto 多目标优化理论,构建 BESSs 选址定容的多目标优化模型,旨在同时最小化 BESSs 日均综合成本、电压波动和负荷波动,如式(5)所示。

$$\begin{cases} \min[F_1(\mathbf{x}), F_2(\mathbf{x}), F_3(\mathbf{x})] \\ \text{s.t. } g(\mathbf{x}) = 0, h(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $F_1(\mathbf{x})$ 、 $F_2(\mathbf{x})$ 、 $F_3(\mathbf{x})$  为上述三个优化目标,共同构成优化目标空间;  $\mathbf{x}$  为决策变量可行解;  $g(\mathbf{x})$  和  $h(\mathbf{x})$  分别是模型需满足的等式和不等式约束,约束条件构成了可行域。

### 2.1 目标函数

1) BESSs 日均综合成本

本文研究对象为已建设运营的配电网,故不计 BESSs 之外的配电网投资建设成本。本文选择目前商业化应用综合性能较高的锂电池作为 BESSs 的储能元件,锂电池成本参数如表 1 所示<sup>[18]</sup>。BESSs 的日均综合成本描述为

$$F_1 = (C_{\text{INV}} + C_{\text{OM}} + C_{\text{P-S}} - C_{\text{sub}}) / 365 \quad (6)$$

式中:  $C_{\text{INV}}$ 、 $C_{\text{OM}}$  和  $C_{\text{P-S}}$  分别表示 BESSs 每年的系

统投资成本, 运行维护成本和充放电成本;  $C_{\text{sub}}$  为 BESSs 年发电量的政府补贴。

#### (1) 年系统投资成本

$$C_{\text{INV}} = \left[ \sum_{i=1}^{N_{\text{BESS}}} (a \cdot E_{\text{BESS},i} + b \cdot P_{\text{BESS},i}) \right] \cdot \mu \quad (7)$$

式中:  $N_{\text{BESS}}$  为 BESSs 的数量;  $E_{\text{BESS},i}$  和  $P_{\text{BESS},i}$  分别表示第  $i$  台 BESS 的安装容量和功率;  $a$  和  $b$  分别表示 BESSs 的单位容量成本和单位功率成本;  $\mu$  为年资金回收率, 计算公式为

$$\mu = \frac{\rho \cdot (1 + \rho)^y}{(1 + \rho)^y - 1} \quad (8)$$

式中:  $y$  是 BESSs 的投资年限;  $\rho$  是折现率。

表 1 BESSs 的成本参数

Table 1 Cost parameters of BESSs

成本参数	数值
单位容量成本/(万元/MWh)	127
单位功率成本/(万元/MW)	110
投资年限/年	10
折现率/%	6.332

#### (2) 年运行维护成本

$$C_{\text{OM}} = \left[ \sum_{i=1}^{N_{\text{BESS}}} (a \cdot E_{\text{BESS},i} + b \cdot P_{\text{BESS},i}) \right] \times 5\% \quad (9)$$

其中, BESSs 的年运行维护成本取系统成本的 5%<sup>[19]</sup>。

#### (3) 年充放电成本

$$C_{\text{P-S}} = \sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{BESS}}} \sum_{t=1}^T [\rho_{\text{pur}}(t) \cdot P_{\text{cha},i}(t) - \rho_{\text{sell}}(t) \cdot P_{\text{dis},i}(t)] \right) \quad (10)$$

式中:  $M_d$  为配电网场景种类;  $D_m$  为第  $m$  种场景在一年中的天数;  $\rho_{\text{pur}}(t)$  和  $\rho_{\text{sell}}(t)$  是 BESSs 在  $t$  时段的购、售电电价, 如表 2 所示<sup>[20]</sup>。

表 2 购/售电电价

Table 2 Price of purchase and sale electricity

时段	售电电价/(元/kWh)	购电电价/(元/kWh)
00:00—08:00	0.17	0.13
08:00—11:00	0.49	0.38
11:00—16:00	0.83	0.65
16:00—19:00	0.49	0.38
19:00—22:00	0.83	0.65
22:00—24:00	0.49	0.38

#### (4) 年发电补贴

$$C_{\text{sub}} = \sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \left( \sum_{i=1}^{N_{\text{BESS}}} \sum_{t=1}^T [\sigma \cdot P_{\text{dis},i}(t)] \right) \quad (11)$$

式中,  $\sigma$  为政府给予 BESSs 发售电量的运营补贴,

取 0.12(元/kWh)<sup>[18]</sup>。

#### 2) 日均电压波动

BESSs 的合理接入能够很好地改善配电网电压分布。采用日电压波动的平均值来表征配电网运行可靠性, 如式(12)所示。

$$F_2 = \left( \sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \sum_{j=1}^{N_{\text{nodes}}} \sum_{t=1}^T |V_j(t) - \bar{V}_j| \right) / 365 \quad (12)$$

式中:  $N_{\text{nodes}}$  为系统节点数;  $V_j(t)$  为  $j$  节点在  $t$  时刻的电压;  $\bar{V}_j$  为  $j$  节点在  $T$  时段内的平均电压;  $T$  为 24 h。

#### 3) 日均负荷波动

BESSs 可有效平抑配电网负荷波动, 保证功率稳定性。采用日负荷标准差的平均值来反映负荷波动情况, 如式(13)所示。

$$F_3 = \left( \sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T [(P_{\text{load}}(t) - P_{\text{pv}}(t) - P_{\text{wind}}(t) - P_{\text{cha/dis}}(t)) - \bar{P}_L]^2}{T}} \right) / 365 \quad (13)$$

式中:  $P_{\text{load}}(t)$ 、 $P_{\text{pv}}(t)$  和  $P_{\text{wind}}(t)$  分别为  $t$  时段内的负荷功率、光伏出力和风电出力;  $\bar{P}_L$  为负荷曲线的平均值, 计算公式为

$$\bar{P}_L = \frac{\sum_{t=1}^T [P_{\text{load}}(t) - P_{\text{pv}}(t) - P_{\text{wind}}(t) - P_{\text{cha/dis}}(t)]}{T} \quad (14)$$

## 2.2 约束条件

### 1) 功率平衡约束

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{N_{\text{nodes}}} P_j(t) = \sum_{j=1}^{N_{\text{nodes}}} [P_{\text{load},j}(t) - P_{\text{pv},j}(t) - P_{\text{wind},j}(t) - P_{\text{cha/dis},j}(t)] \\ \sum_{j=1}^{N_{\text{nodes}}} Q_j(t) = \sum_{j=1}^{N_{\text{nodes}}} [Q_{\text{load},j}(t) - Q_{\text{pv},j}(t) - Q_{\text{wind},j}(t) - Q_{\text{cha/dis},j}(t)] \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $P_{\text{load},j}(t)$ 、 $P_{\text{pv},j}(t)$ 、 $P_{\text{wind},j}(t)$  和  $P_{\text{cha/dis},j}(t)$  分别为  $t$  时刻的负荷、光伏、风机和 BESSs 在第  $j$  个节点的有功功率;  $Q_{\text{load},j}(t)$ 、 $Q_{\text{pv},j}(t)$ 、 $Q_{\text{wind},j}(t)$  和  $Q_{\text{cha/dis},j}(t)$  分别为  $t$  时刻的负荷、光伏、风机和 BESSs 在第  $j$  个节点的无功功率。

### 2) 电压约束

$$V_i^{\min} \leq V_i \leq V_i^{\max} \quad (16)$$

式中,  $V_i^{\max}$  和  $V_i^{\min}$  分别为节点  $i$  的电压上下限。

### 3) 联络线功率约束

$$\begin{cases} P_{\text{grid}}^{\min} \leq P_{\text{grid}}(t) \leq P_{\text{grid}}^{\max} \\ Q_{\text{grid}}^{\min} \leq Q_{\text{grid}}(t) \leq Q_{\text{grid}}^{\max} \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $P_{\text{grid}}^{\max}$ 、 $P_{\text{grid}}^{\min}$ 、 $Q_{\text{grid}}^{\max}$  和  $Q_{\text{grid}}^{\min}$  分别表示联络线有功和无功功率的上下限。

#### 4) 弃风弃光约束

$$R_{\text{cur}} \leq R_{\text{cur,max}} \quad (18)$$

式中:  $R_{\text{cur,max}}$  为最大年弃风弃光率, 设置为 5%<sup>[21]</sup>;  $R_{\text{cur}}$  为年弃风弃光率, 计算公式为

$$R_{\text{cur}} = \frac{\sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \left( \sum_{t=1}^T [P_{\text{pv}}(t) + P_{\text{wind}}(t) + P_{\text{cha/dis}}(t) - P_{\text{load}}(t) - P_{\text{loss}}(t)] \right)}{\sum_{m=1}^{M_d} D_m \cdot \left( \sum_{t=1}^T [P_{\text{pv}}(t) + P_{\text{wind}}(t)] \right)} \quad (19)$$

式中,  $P_{\text{loss}}(t)$  为  $t$  时段的功率损耗。

#### 5) BESSs 安装位置约束

$$L_{\text{BESS},i} \in N_{\text{nodes}} \text{ 且 } L_{\text{BESS},i} \neq L_{\text{grid}} \quad (20)$$

式中:  $L_{\text{BESS},i}$  为第  $i$  台 BESS 的安装节点;  $L_{\text{grid}}$  为配网与主网的联络点。BESSs 可以安装在除联络点以外的任一节点。

#### 6) BESSs 功率和容量约束

$$\begin{cases} E_{\text{BESS}}^{\min} \leq E_{\text{BESS},i} \leq E_{\text{BESS}}^{\max} \\ P_{\text{BESS}}^{\min} \leq P_{\text{BESS},i} \leq P_{\text{BESS}}^{\max} \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $E_{\text{BESS}}^{\max}$ 、 $E_{\text{BESS}}^{\min}$ 、 $P_{\text{BESS}}^{\max}$  和  $P_{\text{BESS}}^{\min}$  为 BESSs 配置容量和配置功率的上下限, 分别设置为 [0.3715, 3.375] MWh 和 [0.3715, 3.375] MW。需说明的是, 配置功率的上限和下限分别按照系统总负荷功率的 90% 和 10% 设置, 配置容量和配置功率的上下限按照 1:1 设置。

#### 7) BESSs 充放电约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{cha},i}(t) \leq P_{\text{BESS},i} \cdot \eta_{\text{cha}} \\ -P_{\text{BESS},i} / \eta_{\text{dis}} \leq P_{\text{dis},i}(t) \leq 0 \end{cases} \quad (22)$$

#### 8) SOC 约束

$$SOC^{\min} \leq SOC_i(t) \leq SOC^{\max} \quad (23)$$

式中,  $SOC^{\max}$  和  $SOC^{\min}$  分别为 SOC 的上下限。

#### 9) BESSs 充电倍率约束

$$\begin{cases} C_{\text{rate}} \leq 4C \\ C_{\text{rate}} = kC, k = 0.5, 1, 2, 4 \end{cases} \quad (24)$$

式中,  $C$  表示 BESSs 一小时内完全放电时的电流强度, BESSs 充电倍率一般为 0.5C、1C、2C, 最大为 4C。

## 3 多目标蜉蝣算法

### 3.1 蜉蝣更新

本文基于一种新型的启发式算法<sup>[22]</sup>进行改进,

设计了 MMOMA。其中, 所有蜉蝣的位置更新机制如下:

#### 1) 雄性蜉蝣的活动

雄性蜉蝣是成群活动的, 每个雄性蜉蝣的位置根据自己与邻近蜉蝣的距离进行更新。假设  $m_i^t$  是第  $i$  个雄性蜉蝣在  $t$  时刻位于搜索空间的位置, 通过速度  $v_i^{t+1}$  来改变位置, 如式(25)、式(26)所示。

$$v_i^{t+1} = g \cdot v_i^t + \alpha_1 e^{-\beta r_p^2} (P_{\text{best}_i} - m_i^t) + \alpha_2 e^{-\beta r_g^2} (g_{\text{best}} - m_i^t) \quad (25)$$

$$m_i^{t+1} = m_i^t + v_i^{t+1} \quad (26)$$

式中:  $v_i^{t+1}$  和  $m_i^t$  分别为第  $i$  个雄性蜉蝣在  $t+1$  时刻的速度和  $t$  时刻的位置;  $g$  表示重力系数;  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别是用于衡量雄性蜉蝣的认知贡献和社会成分贡献的正吸引常数;  $P_{\text{best}_i}$  和  $g_{\text{best}}$  是第  $i$  个蜉蝣的历史最优位置和全局最优位置;  $\beta$  是可见性系数;  $r_p$  和  $r_g$  分别是  $m_i^t$  和  $P_{\text{best}_i}$  以及  $m_i^t$  和  $g_{\text{best}}$  的笛卡尔距离。

雄性蜉蝣群体中最好的个体表演上下运动, 其速度变化为

$$v_i^{t+1} = v_i^t + d \cdot r \quad (27)$$

式中:  $d$  表示雄性蜉蝣的运动系数;  $r$  是 [-1, 1] 内的随机值。

#### 2) 雌性蜉蝣的活动

雌性蜉蝣向雄性蜉蝣靠近, 以便进行交配繁殖。假设  $f_i^t$  是第  $i$  个雌性蜉蝣在时刻  $t$  时位于搜索空间的位置, 通过速度  $v_i^{t+1}$  来改变位置。其中, 由于雌性蜉蝣与雄性蜉蝣相互吸引, 考虑到本文的目标为最小化各适应度函数, 故速度计算公式为

$$v_i^{t+1} = \begin{cases} g \cdot v_i^t + \alpha_2 e^{-\beta r_{mf}^2} (m_i^t - f_i^t), \text{ 若 } F(m_i^t) < F(f_i^t) \\ g \cdot v_i^t + \lambda \cdot r, \text{ 若 } F(m_i^t) > F(f_i^t) \end{cases} \quad (28)$$

$$f_i^{t+1} = f_i^t + v_i^{t+1} \quad (29)$$

式中:  $f_i^t$  为第  $i$  个雌性蜉蝣在  $t$  时刻的位置;  $r_{mf}$  是雄蜉蝣和雌蜉蝣之间的笛卡尔距离;  $F$  为目标函数;  $\lambda$  是一个随机游动系数, 当雌性未被雄性吸引时根据该系数随机飞行。

#### 3) 同性蜉蝣位置互换

首先, 考虑每个蜉蝣个体代表一个决策变量可行解向量, 如式(30)所示。

$$\begin{cases} m_i = (m_i^1, m_i^2, \dots, m_i^n) \\ f_i = (f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^n) \end{cases} \quad (30)$$

式中,  $m_i^n$  和  $f_i^n$  分别表示第  $i$  个雄性蜉蝣和第  $i$  个雌性蜉蝣的第  $n$  维决策变量。

为增强算法的局部勘探能力, 本文在此对 MA

进行了改进, 即: 每只雄性蜉蝣  $m_i$  或雌性蜉蝣  $f_i$  随机选择任意另一只同性蜉蝣  $m_i$  或  $f_i$ , 双方互相交换的任意一维决策变量。

#### 4) 蜉蝣交配

蜉蝣的交配会产生两个后代。为防止算法过早收敛, MMOMA 增加了一个随机突变机制, 即在后代的选择中加入一个正态分布的随机数, 可使算法在搜索空间以外的区域继续探索。因此, 蜉蝣交配产生的两个后代分别为

$$\begin{cases} \text{offspring1} = L \cdot m + (1-L) \cdot f + \sigma \cdot N_n(0,1) \\ \text{offspring2} = L \cdot f + (1-L) \cdot m + \sigma \cdot N_n(0,1) \end{cases} \quad (31)$$

式中: offspring1 与 offspring2 分别为蜉蝣交配产生的两个后代;  $L$  为[0,1]区间内的随机值;  $\sigma$  是正态分布的标准差;  $N_n(0,1)$  是均值为 0、方差为 1 的标准正态分布。

### 3.2 Pareto 解集存储与筛选

MMOMA 迭代过程中会不断更新 Pareto 解集, MMOMA 在每次迭代中获得新的解集后, 须逐一与存储池里的 Pareto 最优解集进行比较, 从而判断新的解集是否支配存储池里的解, 进而对存储池进行更新。然而, 当 Pareto 最优解的分布过于密集时, 算法将通过式(32)剔除部分最优解<sup>[23]</sup>。

$$\begin{cases} |F_m(x_i) - F_m(x_j)| < D_m, m \in \{1, 2, 3\} \\ D_m = \frac{F_m^{\max} - F_m^{\min}}{N_r} \end{cases} \quad (32)$$

式中:  $F_m(x_i)$  为第  $i$  个蜉蝣个体在第  $m$  个目标函数下的适应度值;  $D_m$  为第  $m$  个目标函数值的 Pareto 前沿距离阈值;  $F_m^{\max}$  和  $F_m^{\min}$  分别为当前存储池中第  $m$  个目标函数的最大值和最小值;  $N_r$  为存储池中 Pareto 最优解的个数上限。

### 3.3 算法应用设计

存储池提供了一组 Pareto 最优解集, 本文采用一种改进理想点决策 (Improved Ideal-Point Based Decision, IIPBD) 方法<sup>[24]</sup>从存储池中确定决策折中方案。

#### 1) 适应度函数值设计

当优化结果不满足约束条件时, 采用罚函数的形式处理目标函数, 如式(33)所示。

$$F_m(\mathbf{x}) = F_m(\mathbf{x}) + H \quad (33)$$

式中,  $H$  为一个数值较大的惩罚系数。

#### 2) 适应度函数值归一化

对适应度函数进行归一化处理, 如式(34)所示。

$$y_m(x_i) = \frac{F_m(x_i) - F_m^{\min}}{F_m^{\max} - F_m^{\min}} \quad (34)$$

归一化后的目标理想点为  $O$ , 即(0, 0, 0)。

#### 3) 理想点趋近度计算

所有 Pareto 最优解到目标理想点的欧式距离平方为

$$EU(x_i) = \sum_{m=1}^3 [y_m(x_i) - O]^2 \cdot w_m^2 \quad (35)$$

式中,  $w_m$  为第  $m$  个目标的权重系数。

#### 4) 折中决策方案确定

IIPBD 以所有 Pareto 最优解与理想点在各个目标上的欧式距离平方之和最小为原则来客观地确定决策方案, 如式(36)所示。

$$x_{\text{best}} = \arg \min_{i=1,2,L,N_r} \sum_{m=1}^3 [y_m(x_i) - O]^2 \cdot w_m^2 \quad (36)$$

## 4 算例分析

### 4.1 仿真模型设置

本文采用扩展的 IEEE33 节点配网系统进行仿真分析, 其拓扑结构如图 1 所示<sup>[25]</sup>。考虑新能源的渗透, 在节点 9、20、25 处分别接入风电, 在节点 28 处接入光伏。仿真算例引入传统多目标算法 MOPSO<sup>[16]</sup>和 NSGA2<sup>[26]</sup>与所提 MMOMA 进行对比分析。所有算法的种群规模、存储池规模、最大迭代次数均设置为 100、50、100。

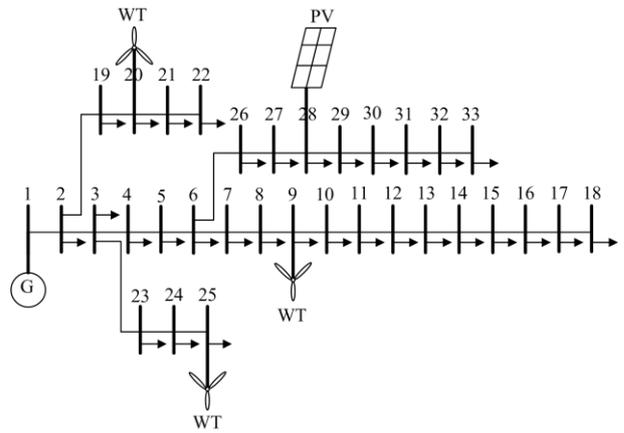


图 1 IEEE33 节点配电网

Fig. 1 IEEE33 bus distribution network

### 4.2 仿真模型设置

考虑负荷、风电和光伏出力的不确定性, 本文采用一种 C-均值聚类算法<sup>[27]</sup>处理某地的年历史数据, 分别得到负荷、风电和光伏的 4 种典型日曲线, 如图 2 所示。并考虑负荷、风电和光伏典型日的相关性, 进行场景组合, 选取拥有最高相关度的 4 种聚类场景作为典型日, 每种场景的组合方式如表 3 所示。

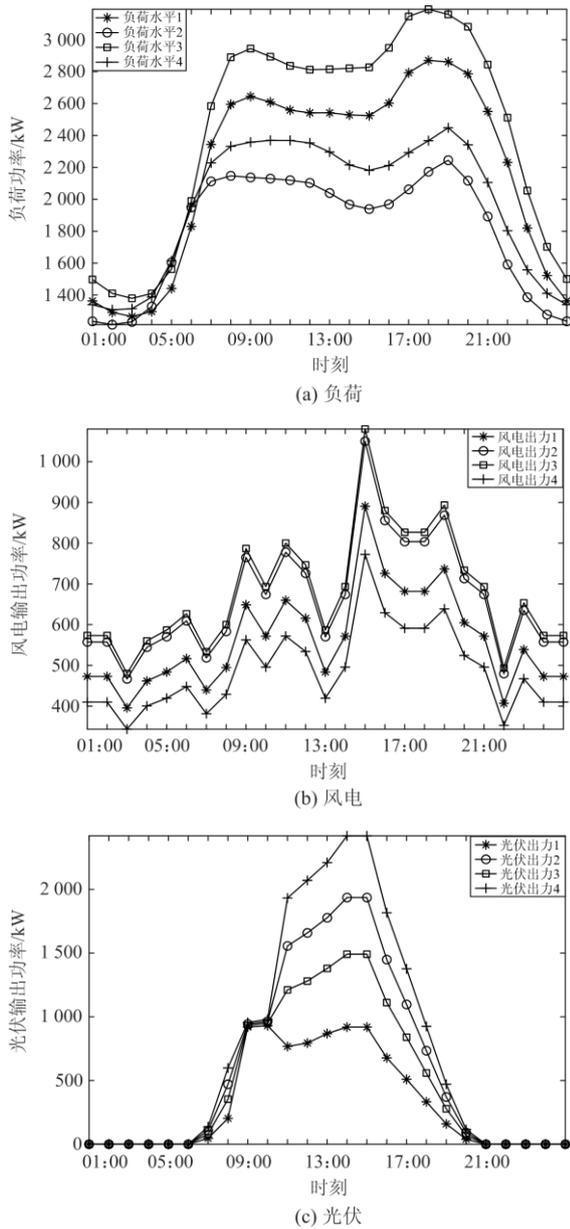


图 2 典型日曲线聚类

Fig. 2 Clustering for typical diurnal curves

表 3 场景聚类结果

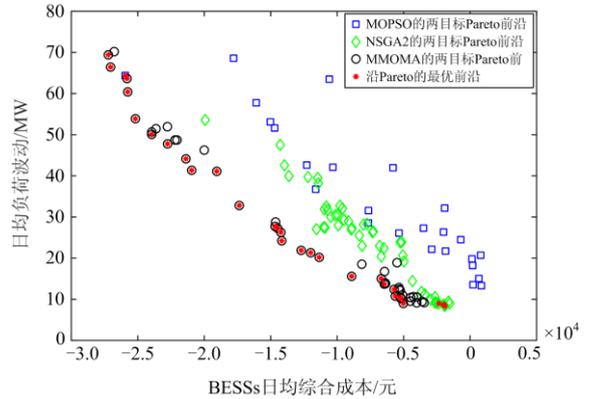
Table 3 Results of scene clustering

场景类型	组合方式	天数
1	负荷 2/风电 4/光伏 1	120
2	负荷 2/风电 4/光伏 3	84
3	负荷 4/风电 4/光伏 2	84
4	负荷 2/风电 3/光伏 2	78

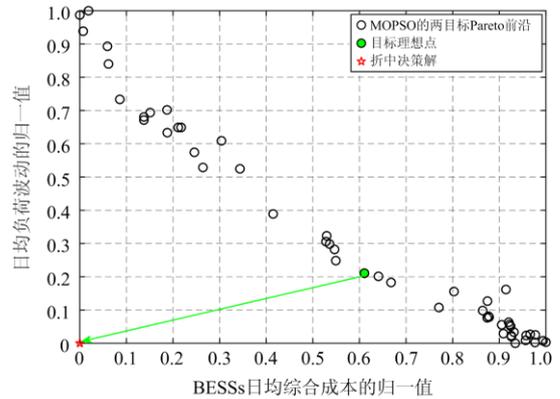
4.3 仿真结果分析

图 3 和图 4 分别给出了不同算法在 IEEE33 节点系统获得的两目标和三目标 Pareto 前沿以及理想

点决策示意图。由图 3(a)可以明显看出，三种算法获得的 Pareto 最优前沿与 MMOMA 的 Pareto 前沿重合度最高，因此 MMOMA 获得的 Pareto 前沿比 MOPSO 和 NSGA2 更逼近目标理想点，而且分布更为均匀。由图 3(b)可知，当优化目标个数增加后，MMOMA 获得的 Pareto 前沿仍然是最均匀的，与 Pareto 最优前沿的重合度是最高的，且最逼近目标理想点。



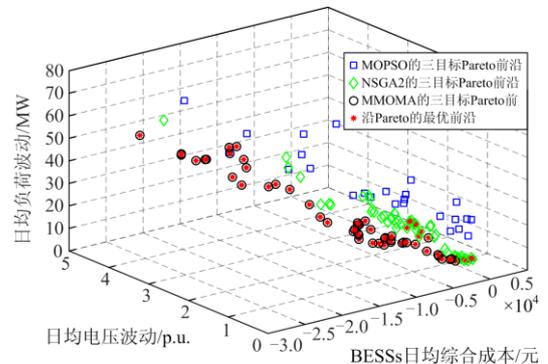
(a) 不同算法下的两目标 Pareto 前沿比较



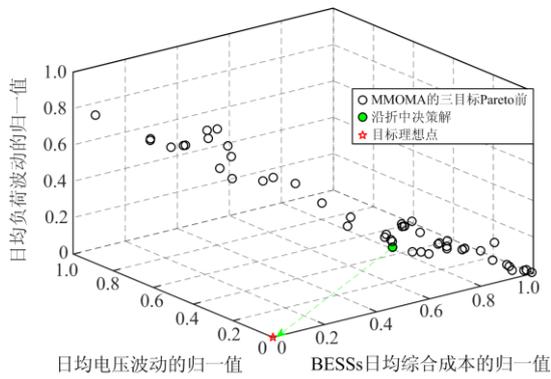
(b) MMOMA 下的两目标理想点决策示意图

图 3 两目标 Pareto 寻优结果

Fig. 3 Bi-objective Pareto searching results



(a) 不同算法下的三目标 Pareto 前沿比较



(b) MMOMA下的三目标理想点决策示意图

图 4 三目标 Pareto 寻优结果

Fig. 4 Three-objective Pareto searching results

另外, 为定量评估算法的 Pareto 最优解集搜索性能, 表 4 给出了不同算法下获得的三目标 Pareto 解集性能指标, 包括反转世代距离 (Inverted Generational Distance, IGD)、空间分布 (Spacing, SP)、分布度指标 (Diversity Metric, DM) 和超体积 (Hyper Volume, HV) 指标<sup>[28]</sup>。由表 4 可知: MMOMA 的 IGD 指标明显小于 MOPSO 和 NSGA2, 进一步证明其收敛性能极佳; SP 指标明显最低, 证明 MMOMA 获得的 Pareto 前沿分布更广泛且均匀; MMOMA 的

DM 指标最大, 进一步验证其良好的分布度; 评估算法综合性能的 HV 指标也最大, 证明 MMOMA 获得的 Pareto 前沿具有良好的多样性。

为进一步验证 MMOMA 的优化性能, 表 5 给出了不同算法在 IEEE33 节点测试系统下获得 Pareto 前沿统计指标对比结果, 表 6 给出了不同算法获得的决策折中解优化对比结果。从表 5 中可以看出: MMOMA 在各个目标下的最好(小)和最差(大)值差别最大, 可见其获得的 Pareto 前沿分别更广, 证明算法拥有最佳的全局寻优能力, 可以给决策者提供更多的可选解; 同时, MMOMA 在 BESSs 日均综合成本和日均电压波动两个目标下获得的最好(小)值是最低的, 说明算法具有较强的局部探索能力, 有效逼近高质量的解。

表 4 不同算法的 Pareto 解集性能比较

Table 4 Performance comparison of Pareto solutions obtained by different algorithms

算法	Pareto 解集性能指标			
	IGD	SP	DM	HV
MOPSO	791.170 6	1 607.664 9	0.651 5	0.302 1
NSGA2	1 145.459 9	790.611 2	0.593 9	0.438 2
MMOMA	211.568 2	339.024 2	0.926 1	0.532 4

表 5 不同算法的 Pareto 统计结果

Table 5 Statistical results of Pareto fronts obtained by different algorithms

目标函数	标准	MOPSO	NSGA2	MMOMA
BESSs 日均综合成本/元	最差	-8.453 5×10 <sup>2</sup>	-1.536 6×10 <sup>3</sup>	-3.459 5×10 <sup>3</sup>
	最好	-2.594 6×10 <sup>4</sup>	-1.992 9×10 <sup>4</sup>	-2.721 9×10 <sup>4</sup>
	平均值	-6.833 5×10 <sup>3</sup>	-7.651 1×10 <sup>3</sup>	-1.314 2×10 <sup>4</sup>
	折中解	-8.453 5×10 <sup>2</sup>	-3.404 6×10 <sup>3</sup>	-1.271 2×10 <sup>4</sup>
日均电压波动/p.u.	最差	4.692 7	4.492 9	4.117 2
	最好	0.344 3	0.150 7	0.104 4
	平均值	1.635 5	0.818 8	1.454
	折中解	0.712 6	0.258 8	0.587 1
日均负荷波动/MW	最差	68.587 2	53.581 8	70.196 9
	最好	13.317 6	8.378 7	9.008
	平均值	34.542 4	24.508 9	28.67
	折中解	23.317 6	31.208 1	21.905 8

表 6 不同算法获得的折中解优化结果

Table 6 Optimization results of compromise solutions obtained by different algorithms

算法	BESSs 选址定容的折中决策方案			权重系数 [w <sub>1</sub> /w <sub>2</sub> /w <sub>3</sub> ]	折中决策方案下的各目标函数值		
	安装节点	配置容量/MWh	配置功率/MW		BESSs 日均综合成本/元	日均电压波动/p.u.	日均负荷波动/MW
MOPSO	[24,33]	[0.998,1.996]	[0.499,0.499]	[0.13/0.55/0.32]	-8.453 5×10 <sup>2</sup>	0.712 6	23.317 6
NSGA2	[22,21]	[2.529,3.942]	[0.632,0.986]	[0.08/0.71/0.21]	-3.404 6×10 <sup>3</sup>	0.258 8	31.208 1
MMOMA	[2,21]	[6.75,5.742]	[3.169,2.871]	[0.16/0.47/0.37]	-1.271 2×10 <sup>4</sup>	0.587 1	21.905 8

另外,从表 6 可以看出,不同算法最终获得的决策折中解的目标偏好大致类似,即:三个目标的权重从高到底均依次是日均电压波动、日均负荷波动、BESSs 日均综合成本。另外,与未配置 BESSs 时(日均电压波动为 6.328 8 p.u.,日均负荷波动为 28.441 4 MW)相比,采用 MMOMA 配置 BESSs 有效降低了电压波动和负荷波动,提高了配电网运行质量。特别地,MMOMA 获得的决策折中解拥有最小的 BESSs 日均综合成本和日均负荷波动,日均电压波动仅次于 NSGA2,因此采用 MMOMA 进行 BESSs 选址定容可以实现更高的经济效益,并保证配电网运行稳定性。

## 5 结论

本文提出了一种基于 MMOMA 的 BESSs 最优选址定容方法,其贡献如下:

1) 建立了综合考虑 BESSs 投资经济性和配电网运行可靠性的 BESSs 多目标选址定容模型,实现了 BESSs 综合成本、配电网电压波动和负荷波动的最小化。

2) 采用了 C-均值聚类算法对全年的负荷曲线和风电出力曲线进行场景聚类,基于其时序特性将其组合成 4 种典型场景,并把各目标函数扩展到全年,更好地反映了负荷、风电和光伏在全年的不确定性。

3) 提出了基于 MMOMA 的 Pareto 多目标优化算法,通过同性蜉蝣位置互换机制,增强了算法的局部搜索能力,通过蜉蝣交配过程的随机突变机制,增强了算法的全局搜索能力。

4) 基于 IEEE33 节点系统仿真测试获得的各算法 Pareto 统计结果及其 Pareto 解集性能评估指标,有效地证明了 MMOMA 具有良好的收敛效果和全局搜索能力,能够获得分布广泛且均匀的 Pareto 前沿。

5) 采用 IIPBD 客观地确定各目标权重系数,并从 Pareto 最优解集中选择最接近目标理想点的决策折中解。IEEE33 节点系统的仿真测试结果显示基于 MMOMA 的 IIPBD 能够实现 BESSs 综合成本、电压波动和负荷波动之间的最佳权衡。

未来研究将基于更大规模的配电网系统进行长时间尺度的 BESSs 选址定容规划,并结合短时间尺度的充放电运行策略进行综合求解,使 BESSs 的选址定容规划方案更加贴近实际运行。

## 参考文献

[1] YANG B, YU L, CHEN Y X, et al. Modelling, applications, and evaluations of optimal sizing and placement of distributed generations: a critical state-of-the-art survey[J].

- International Journal of Energy Research, 2021, 45: 3615-3642.
- [2] 张伟晨,熊永新,李程昊,等.基于改进 VDCOL 的多馈入直流系统连续换相失败抑制及协调恢复[J].电力系统保护与控制,2020,48(13):63-72.
- ZHANG Weichen, XIONG Yongxin, LI Chenghao, et al. Continuous commutation failure suppression and coordinated recovery of multi-infeed DC system based on improved VDCOL[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(13): 63-72.
- [3] 陈磊,何慧雯,王磊,等.基于限流器与断路器协调的混合直流输电系统故障隔离方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(19):119-127.
- CHEN Lei, HE Huiwen, WANG Lei, et al. Fault isolation method of a hybrid HVDC system based on the coordination of a fault current limiter and a DC circuit breaker[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 119-127.
- [4] 李欣悦,李凤婷,尹纯亚,等.直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(1):1-8.
- LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 1-8.
- [5] 孙立明,杨博.蓄电池/超导混合储能系统非线性鲁棒分数阶控制[J].电力系统保护与控制,2020,48(22):76-83.
- SUN Liming, YANG Bo. Nonlinear robust fractional-order control of battery/SMES hybrid energy storage systems[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 76-83.
- [6] MURTY V V S N, KUMAR A. Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 1-20.
- [7] YANG B, WANG J T, CHEN Y X, et al. Optimal sizing and placement of energy storage system in power grids: a state-of-the-art one-stop handbook[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32.
- [8] CHOTON K. D, OCTAVIAN B, GANESH K, et al. Overview of energy storage systems in distribution networks: placement, sizing, operation, and power quality[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91: 1205-1230.
- [9] LING A W, VIGNA K R, SARA L W, et al. Optimal placement and sizing of battery energy storage system for losses reduction using whale optimization algorithm[J]. Journal of Energy Storage, 2019, 26.
- [10] 黄际元,杨俊,黎淑娟,等.电池储能系统参与配电网调峰的选址定容方法[J].电器与能效管理技术,2018(17):18-23.
- HUANG Jiyuan, YANG Jun, LI Shujuan, et al. Method of siting and sizing for battery energy storage system in distribution network peak regulation[J]. Electrical & Energy

- Management Technology, 2018(17): 18-23.
- [11] 田刚领, 张柳丽, 张兴, 等. 主动配电网电池储能系统优化配置方法[J]. 电源技术, 2021, 45(1): 73-77.  
TIAN Gangling, ZHANG Liuli, ZHANG Xing, et al. Optimization allocation approach of VRB energy storage system in active distribution networks[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(1): 73-77.
- [12] 尤毅, 刘东, 钟清, 等. 主动配电网储能系统的多目标优化配置[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(18): 46-52.  
YOU Yi, LIU Dong, ZHONG Qing, et al. Multi-objective optimal placement of energy storage systems in an active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(18): 46-52.
- [13] CHOTON K D, OCTAVIAN B, THAIR S M, et al. An optimal allocation and sizing strategy of distributed energy storage systems to improve performance of distribution networks[J]. Journal of Energy Storage, 2019, 26.
- [14] 颜志敏, 王承民, 郑健, 等. 配电网中蓄电池储能系统的价值评估模型[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(2): 57-61.  
YAN Zhimin, WANG Chengmin, ZHENG Jian, et al. Value assessment model of battery energy storage system in distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 57-61.
- [15] ETTA G S, ROBIN G, GEORGE K. Optimal sizing and placement of distribution grid connected battery systems through an SOCP optimal power flow algorithm[J]. Applied Energy, 2018, 219: 385-393.
- [16] 陆立民, 褚国伟, 张涛, 等. 基于改进多目标粒子群算法的微电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(15): 116-124.  
LU Limin, CHU Guowei, ZHANG Tao, et al. Optimal configuration of energy storage in a microgrid based on improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 116-124.
- [17] 程庭莉, 陈民铀, 罗欢. 含可再生能源发电的配网储能多目标优化配置方法[J]. 电网技术, 2017, 41(9): 2808-2815.  
CHENG Tingli, CHEN Minyou, LUO Huan. Multi-objective allocation of energy storage in distribution network penetrated with renewable energy generation[J]. Power System Technology, 2017, 41(9): 2808-2815.
- [18] 修晓青. 储能系统容量优化配置及全寿命周期经济性评估方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2018.  
XIU Xiaoqing. Research on capacity optimization configuration and life cycle economic evaluation method of energy storage system[D]. Beijing: China Agricultural University, 2019.
- [19] 张志义, 余涛, 王德志, 等. 基于集成学习的含电气热商业楼宇群的分时电价求解[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 112-125, 326.  
ZHANG Zhiyi, YU Tao, WANG Dezhi, et al. Optimal solution of time-of-use price based on ensemble learning for electricity-gas-heat commercial building[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 112-125, 326.
- [20] 何颖源, 陈永翀, 刘勇, 等. 储能的度电成本和里程成本分析[J]. 电工电能新技术, 2019, 38(9): 1-10.  
HE Yingyuan, CHEN Yongchong, LIU Yong, et al. Analysis of cost per kilowatt-hour and cost per mileage for energy storage technologies[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(9): 1-10.
- [21] 国家能源局. 解决弃水弃风弃光问题实施方案[EB/OL]. [2017-11-13]. [http://zfxgk.nea.gov.cn/auto87/201711/t20171113\\_3056.htm](http://zfxgk.nea.gov.cn/auto87/201711/t20171113_3056.htm).
- [22] ZERVOUDAKIS K, TSAFARAKIS S. A mayfly optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 145.
- [23] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, STEPHENS B, et al. Equilibrium optimizer: a novel optimization algorithm[J]. Knowledge Based Systems, 2020, 191.
- [24] 杨蕾, 吴琛, 黄伟, 等. 含高比例风光新能源电网的多目标无功优化算法[J]. 电力建设, 2020, 41(7): 100-109.  
YANG Lei, WU Chen, HUANG Wei, et al. Pareto-based multi-objective reactive power optimization for power grid with high-penetration wind and solar renewable energies[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(7): 100-109.
- [25] GOSWAMI S K, BASU S K. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992, 7(3): 1484-1491.
- [26] 程虹, 高元海, 王淳, 等. 基于无重访 NSGA-II 算法的配电网多目标重构[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(23): 10-16.  
CHENG Hong, GAO Yuanhai, WANG Chun, et al. Multi-objective distribution network reconfiguration based on non-revisiting NSGA-II algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(23): 10-16.
- [27] 伍忠东, 高新波, 谢维信. 基于核方法的模糊聚类算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2004, 31(4): 533-537.  
WU Zhongdong, GAO Xinbo, XIE Weixin. A study of a new fuzzy clustering algorithm based on the kernel method[J]. Journal of Xidian University (Natural Science Edition), 2004, 31(4): 533-537.
- [28] 王丽萍, 邱飞岳. 复杂多目标问题的优化方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2018.

收稿日期: 2021-09-04; 修回日期: 2021-09-25

作者简介:

安 东(1995—), 男, 本科, 工程师, 研究方向为科技项目管理及配电相关技术; E-mail: 1170727643@qq.com

韩一鸣(1993—), 男, 通信作者, 博士, 讲师, 研究方向为配电网规划与运行。E-mail: kmhym1993@sina.com

(编辑 葛艳娜)