

5-28-2024

Improved multi-objective grasshopper algorithm applied in optimal capacity allocation of energy storage system in wind farms

Xin WANG

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China

Yongyi TAN

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China

Bin QIN

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China,
qinbin99p@163.com

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

WANG, Xin; TAN, Yongyi; and QIN, Bin (2024) "Improved multi-objective grasshopper algorithm applied in optimal capacity allocation of energy storage system in wind farms," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 39: Iss. 2, Article 18.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.02.018

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol39/iss2/18>

This Clean energy and energy storage is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology. For more information, please contact dlxb04@163.com.

引用格式:王 欣,谭永怡,秦 斌.改进 MOGOA 及其在风储容量优化配置中的应用[J].电力科学与技术学报,2024,39(2):159-169.

Citation: WANG Xin, TAN Yongyi, QIN Bin. Improved multi-objective grasshopper algorithm applied in optimal capacity allocation of energy storage system in wind farms[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(2): 159-169.

改进 MOGOA 及其在风储容量优化配置中的应用

王 欣, 谭永怡, 秦 斌

(湖南工业大学电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘 要:针对传统方法在风储容量优化配置过程中求解精度低、效率低等问题,提出一种改进多目标蝗虫优化算法(improved multi-objective grasshopper optimization algorithm, IMOGO),采用 Fuch 混沌映射、余弦自适应参数和莱维飞行三种策略进行改进,使算法的初始解分布更均匀、全局探索和局部开发更协调,同时增强了算法跳出局部最优的能力。对改进算法和多目标粒子群等多个算法进行性能测试对比,实验结果表明改进算法具有更好的寻优精度和稳定性。将该算法应用于风电场混合储能系统容量优化配置,对比其他算法,改进算法能够快速找出 Pareto 最优解集,在满足系统要求的同时,最大限度降低混合储能系统成本,可以验证算法改进策略的有效性和应用于实际优化问题的适用性。

关 键 词:风电场;储能容量优化配置;蝗虫优化算法;Fuch 混沌映射;莱维飞行

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2024.02.018 中图分类号:TM715, TP18 文章编号:1673-9140(2024)02-0159-11

Improved multi-objective grasshopper algorithm applied in optimal capacity allocation of energy storage system in wind farms

WANG Xin, TAN Yongyi, QIN Bin

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: Aiming at the problems of low solution accuracy and efficiency in the optimal capacity allocation of energy storage system in wind farms with traditional methods, an improved multi-objective grasshopper optimization algorithm (IMOGO) is proposed. Three strategies including Fuch chaos mapping, cosine adaptive parameters, and Levy flight are adopted for improvement, which makes the initial solution distribution of the algorithm more uniform, global exploration and local development more coordinated, and enhances the ability for algorithm to jump out of the local optimum. Performance tests are conducted to compare the improved algorithm with multiple algorithms such as multi-objective particle swarm optimization and et al. Experimental results show that the improved algorithm has better optimization accuracy and stability. When applied to the optimal capacity allocation for hybrid energy storage system in wind farms, compared with other algorithms, the improved algorithm can quickly find the Pareto optimal solution set. While meeting the system requirements, it minimizes the cost of the hybrid energy storage system, which verifies the effectiveness of the algorithm on improving strategy and its applicability to practical optimization problems.

Key words: wind farms; optimal capacity allocation of energy storage; grasshopper optimization algorithm; Fuch chaos mapping; Levy flight

风能作为常见的可再生能源之一,不仅获取范围广,其存储能量也非常巨大。风电机组的动能来源于风力,而风速是决定风力大小的主要因素,风速的不可控性以及地理位置等外界环境影响使得

风力发电具有间歇性、随机性、波动性。风电场输出功率不稳定给电网带来了很多不利影响,例如系统稳定性问题、电能质量问题等^[1-2]。储能具有快速吸收和释放能量的能力,为了解决风力发电输出功

收稿日期:2023-01-30;修回日期:2023-00-06

基金项目:国家自然科学基金(62033014);湖南省自然科学基金(2021JJ50006;2022JJ50074)

通信作者:秦 斌(1963—),男,博士,教授,主要从事复杂系统测控技术及应用研究;E-mail:qinbin99p@163.com

率波动对电网的影响,在风电场中配置储能系统可以有效缓解风电并网给系统带来的运行压力,改善配电网电能质量^[3-4]。储能容量大小对系统运行的安全性和经济性有直接影响,储能容量过大会导致投资和运维成本增加,而过小又会导致集中且较大的负荷需求不能被满足,无法真正提升系统电能质量和整体运行性能。因此,储能系统容量合理规划具有重要的现实意义。

对于储能系统容量优化配置目标的研究主要集中在经济性和可靠性目标上,经济性目标包括投资成本、运行成本及投资总收益等;可靠性目标一般考虑功率波动、负荷缺电率、电压偏移和有功损耗等。求解容量优化配置问题的方法主要分为2类:①采用现代数学规划方法例如非线性规划方法和线性规划方法等进行研究;②采用智能优化算法。

文献[5]以系统的年综合成本最小建立容量优化配置模型,采用自适应惯性权重的粒子群算法求解,优化变量是锂电池和超级电容的额定功率与额定容量;文献[6]针对平抑风电输出功率波动,考虑电池寿命量化计算,以储能系统年综合成本最小为目标建立混合储能容量优化配置模型;文献[7-8]以混合储能系统年综合成本最小为目标函数建立容量优化配置模型,采用对适应度值进行高斯加权的改进粒子群算法求解,提高了系统的可靠性和经济性;文献[9-10]建立储能系统削峰填谷的数学模型,并应用改进型量子遗传算法进行容量配置,优化目标是使储能系统的成本最低;文献[11-12]构建以经济成本、供电可靠性、能量过剩和供需平衡为目标的混合储能系统多目标容量优化配置模型,采用改进多目标粒子群算法进行求解,并通过仿真验证了所提算法的快速收敛性和可靠性。

尽管国内外学者对储能系统容量优化配置的相关研究取得了大量研究成果,但仍然存在一些问题:在已有研究中,经济性目标常作为单一优化目标,而在实际情况中,经济性目标和可靠性目标往往相互冲突,在追求系统经济性提高的过程中往往造成可靠性指标下降,如果仅考虑单一目标,得不到综合最优的储能容量配置方案。传统的优化算法可细分为加权法、约束法和线性规划法等,大多数计算比较复杂,其本质都是转化为单一目标函数求解。例如一些研究采用多个优化目标,但后续将各目标进行归一化处理,再采用线性加权法等方

法将多目标优化模型等价为单目标优化模型求解,权重系数的选取受主观性影响较大,影响优化结果的准确性。另外由于储能系统容量配置优化问题具有非线性、多目标及多约束等特点^[13],传统的计算方法在复杂的约束条件下寻优,存在求解精度低、成本高、耗时较长等不足,而近年来学者们青睐的智能优化算法,又存在易陷入局部最优等问题。

Mirjalili^[14]于2018年提出了多目标蝗虫优化算法(multi-objective grasshopper optimization algorithm, MOGOA),这是一种模拟自然界中蝗虫的群体行为来解决优化问题的新型优化算法,具有原理简单、参数设置少及寻优能力强等特点,在机器人路径规划^[15]、无人机航迹规划^[16]和航材分配^[17]等方面取得了较好的成就。传统MOGOA的缺点在于收敛速度慢、易陷入局部最优,为提升算法的优化能力,许多学者对其进行了改进。文献[18]提出了一种基于两阶段蝗虫优化算法的模糊多目标方法,用于优化分布式发电和并联电容器的大小和分配,确定电动汽车充电站的最佳位置和充电站的车辆数量;文献[19]利用Halton序列初始化种群,融合差分变异和自适应权重因子对算法进行了改进;文献[20]结合反向学习、高斯变异和种群引导进行改进,一定程度上提升了算法的性能。目前,MOGOA算法仍具有很大的改进空间和巨大的潜在价值。

针对风电混合储能系统容量优化配置问题,本文提出一种改进多目标蝗虫优化算法(improved-MOGOA, IMOGO A)。利用Fuch混沌初始化对蝗虫种群进行初始化,以提高种群的质量和丰富性;采用余弦自适应参数 c 代替原线性递减参数 c ,使改进后的算法能够加快收敛速度,平衡全局探索和局部开发的能力;融合莱维飞行对蝗虫位置更新方式进行改进,以增强算法跳出局部最优的能力。在此基础上以全生命周期成本最低和风电并网功率平滑指数最小为目标优化风电场混合储能系统容量配置,兼顾系统经济性和可靠性,得到综合更优的配置结果。

1 改进多目标蝗虫优化算法

1.1 基本蝗虫优化算法

蝗虫优化算法模拟蝗虫在自然界中的种群迁徙和觅食行为,用数学模型表述为

$$X_i = S_i + G_i + A_i \quad (1)$$

式中, X_i 为第 i 只蝗虫在种群中的位置; S_i 、 G_i 、 A_i 分别为第 i 只蝗虫受到社会作用力、重力和风力的影响。

S_i 是影响蝗虫运动的最主要因素, 计算公式为

$$S_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(d_{ij}) d_{ij} \quad (2)$$

式中, d_{ij} 为第 i 、 j 只蝗虫之间的距离, d_{ij} 为第 i 只指向第 j 只蝗虫的单位向量; $s(r) = f \cdot e^{-r/l} - e^{-r}$ 为蝗虫间的社会作用力。

由于重力对蝗虫种群的影响较小可以忽略不计, 同时假设风向始终指向最佳个体所处的位置, 蝗虫位置的更新模型可表示为

$$X_i^d = \left\{ \sum_{j=1, j \neq i}^N c \frac{b_d^u - b_d^l}{2} s(|X_j^d - X_i^d|) \frac{X_j - X_i}{d_{ij}} \right\} + T_d \quad (3)$$

式中, b_d^u 、 b_d^l 分别为第 i 只蝗虫在第 d 维变量的上、下边界; T_d 为第 d 维空间上的最优解; 参数 c 的定义为

$$c = C_{\max} - N_{\text{iter}} \frac{C_{\max} - C_{\min}}{N_{\text{iter}, \max}} \quad (4)$$

式中, $C_{\max}$ 、 $C_{\min}$ 分别为最大、最小值; N_{iter} 为当前迭代次数; $N_{\text{iter}, \max}$ 为最大迭代次数。

1.2 改进策略

MOGOA 在种群初始化时, 蝗虫初始位置是随机的, 容易出现分布不均匀, 导致种群多样性减少, 种群质量不高, 影响算法性能。Fuch 混沌映射^[21]无有理数不动点, 通过在优化过程中不断缩小优化变量的搜索空间来提高搜索效率和搜索精度, 比常用的 Logistic 和 Tent 映射具有更高的搜索效率。该映射具有对初值不敏感, 遍历均衡和收敛较快等优点, 且在初值不为 0 的情形下均能产生混沌, 其函数表达式如下:

$$x_{l+1} = \cos(1/x_l^2) \quad (5)$$

式中, $x_l \neq 0$, $x \in Z^+$; l 为当前迭代次数; L 为最大迭代次数, 即种群个数。

利用 Fuch 混沌映射产生多样性良好的优质混沌初始种群, 使种群初始位置分布更加均匀, 更好地覆盖搜索空间, 一定程度上改善了算法容易陷入局部最优的缺陷。同时, 优质的初始种群能够帮助算法更快地获得符合实际需求的近似解, 有效减少寻优过程中的迭代次数, 提升算法的收敛速度。

原始蝗虫算法在位置更新公式中的参数 c 是线性变化的, 在算法初期下降过快, 会使蝗虫不能遍

历更多的解空间, 导致算法初期全局探索能力不足, 而在算法后期, 下降趋势过于平缓, 就容易过早的在局部最优值附近停滞, 导致收敛速度下降。为解决这一问题, 采用余弦自适应对参数 c 进行改进, 公式如下:

$$c = \frac{1}{2} (C_{\max} + C_{\min}) \left(C_{\max} + \cos \frac{\pi \cdot N_{\text{iter}}}{N_{\text{iter}, \max}} \right) \quad (6)$$

改进后的余弦自适应参数 c 与原来的线性参数 c 的不同之处在于下降趋势, 两者随迭代进程的变化曲线如图 1 所示, 改进后的参数 c 在迭代开始和快结束时下降速率很小, 递减非常缓慢, 在前期能够加大全局搜索的范围, 在后期能够缩小局部搜索的范围, 从而达到平衡全局搜索能力和局部搜索能力, 以及提高算法收敛精度与收敛速度的目的。

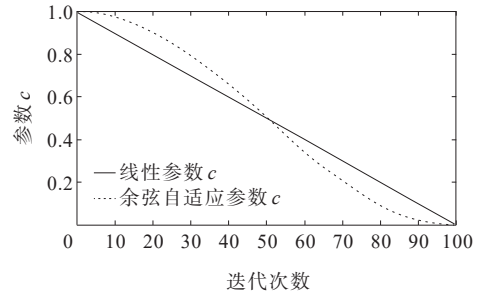


图1 参数 c 的变化曲线

Figure 1 Variation curves of parameter c

莱维飞行^[22]是一种步长服从莱维分布的随机游动, 是一种幂律重尾分布, 它可以产生随机的步长, 具有小步长移动和偶尔大步长移动相结合的特性, 且运动方向多变。

引入莱维飞行对蝗虫个体位置进行更新, 除了第一次迭代, 之后的每次迭代都求出当前蝗虫个体和外部存储集中存储的非支配解间的距离, 将距离的最小值作为每个蝗虫个体的排序指标, 选出距离最远的 20% 采用莱维飞行策略更新位置, 公式为

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \alpha \otimes \text{Levy}(\beta) \quad (7)$$

式中, x_i^k 为第 i 个蝗虫第 k 次迭代的位置; α 为步长控制参数; $\otimes$ 为点乘; $\text{Levy}(\beta)$ 为服从莱维分布的步长, 表达式为

$$\text{Levy} \sim \mu = t^{-\beta}; 1 \leq \beta < 3 \quad (8)$$

采用 Mantegna 算法模拟莱维飞行, 得到步长计算公式为

$$s = \mu / |\nu|^{1/\beta} \quad (9)$$

式中, $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$, $\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$, $\beta = 1.5$, $\sigma_\mu =$

$$\left\{ \Gamma(1+\beta) \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right) / \Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \cdot \beta \cdot 2^{(1-\beta)/2} \right\}^{1/\beta}, \sigma_v = 1。$$

将莱维飞行产生的随机步长应用到蝗虫个体位置更新策略中,其主要利用的是莱维飞行随机步长和方向都具有不确定性,可以增加蝗虫寻优方向的多源性,从而可以增加种群中个体位置的多样性,避免算法陷入局部最优。

1.3 算法流程

IMOGOA 流程如图 2 所示。

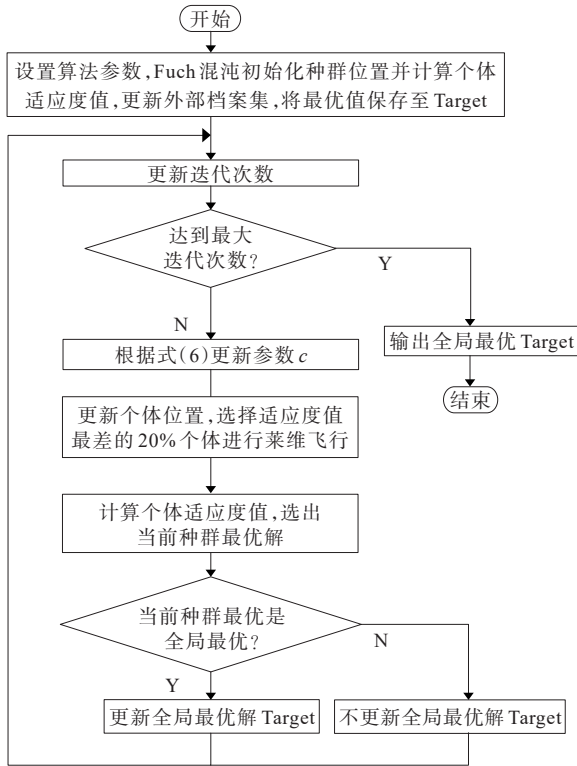


图 2 算法流程

Figure 2 Flowchart of algorithm

1.4 性能测试

为验证 IMOGOA 性能,以 MOGOA、多目标粒子群算法(multi-objective partical swarm optimization, MOPSO)^[23]、多目标蚁狮算法(multi-objective Ant Lion optimizer, MOALO)^[24]、多目标蜻蜓算法(multi-objective Dragonfly algorithm, MODA)^[25]和多目标人工蜂鸟算法(multi-objective artificial hummingbird algorithm, MOAHA)^[26]为对比算法,选取两目标函数(ZDT₁、ZDT₂、ZDT₃, 分别用 $f(x_1)$ 、 $f(x_2)$ 、 $f(x_3)$ 表示)和三目标函数(ZDT₂ with three objective、DTLZ₂、DTLZ₅, 分别用 $f(x_4)$ 、 $f(x_5)$ 、 $f(x_6)$ 表示)进行仿真实验测试。实验环境为 Windows 10 系统, CPU 为 Intel Core i5-1035-G1 1.19 GHz, 内存为 16 GB,

算法使用 MATLAB R2020b 编写。

为保证公平性,两目标测试函数中均设置种群个数 $N=50$, 最大迭代次数 $N_{\text{iter,max}}=100$, 外部档案规模 $N_a=200$ 。三目标测试函数中均设置种群个数 $N=50$, 最大迭代次数 $N_{\text{iter,max}}=150$, 外部档案规模 $N_a=400$ 。

各算法参数设置: IMOGOA、MOGOA 参数 c 的取值范围为 $C_{\text{max}}=1$, $C_{\text{min}}=0.0004$, MOPSO 中 $\omega=0.5$, $c_1=c_2=2$; 为避免随机误差的影响, 每个算法独立运行 30 次。

为了评估算法的性能, 选用反转世代距离(inverted generational distance, IGD)、间距(spacing, SP)和最大扩展(maximum spread, MS)这 3 个指标对算法的收敛性、均匀性和覆盖性进行综合评价。

采用 IGD 对算法收敛性能做出评价, 其计算公式为

$$D_{\text{IGD}} = \sum_{x \in P^*} \text{dis}(x, \Omega) / |P^*| \quad (10)$$

式中, P^* 为真实 Pareto 前沿上的点集; Ω 为非支配解的集合; $\text{dis}(x, \Omega)$ 为 x 与 Ω 中点之间的最小欧氏距离; $|P^*|$ 为集合 P^* 中点的个数。 D_{IGD} 越小, 算法所寻解离真实 Pareto 前沿越近, 表示算法的收敛性能越好。

采用 SP 和 MS 对算法所寻解的覆盖均匀性做出评价, 计算公式如下:

$$D_{\text{SP}} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d - d_i)^2} \quad (11)$$

$$D_{\text{MS}} = \sqrt{\sum_{i=1}^o \max(d(a_i, b_i))} \quad (12)$$

式(11)、(12)中, d 为 d_i 的平均值; n 为 Pareto 最优解个数; a_i 、 b_i 分别为第 i 个目标的最大、最小值; $d(a_i, b_i)$ 为 a_i 和 b_i 之间的欧氏距离; o 为目标个数。 D_{SP} 越小, 说明算法所获得解的分布越均匀。 D_{MS} 越大, 表示解覆盖在真实的 Pareto 前沿上的区域越大, 解的覆盖性越好。

各算法测试各项性能指标的均值 μ 和方差 δ 如表 1~3 所示, 同一测试函数中的最优值加粗显示。

1) 由表 1 可知, IMOGOA 的 D_{IGD} 数值在大部分测试函数上明显优于其他算法, 只是在函数 DTLZ2 上略差于 MOPSO, 收敛性表现十分出色。而相较于 MOGOA, IMOGOA 在全部测试函数上都体现出了明显优势, 说明改进策略有助于引导种群向最优解位置移动, 增强了寻优能力。

表1 不同算法的IGD对比数据

Table 1 Comparison on IGD with different algorithms

测试函数	IMOGOA		MOGOA		MOPSO		MOALO		MODA		MOAHA	
	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ
$f(x_1)$	6.76×10^{-3}	6.62×10^{-4}	2.29×10^{-1}	1.66×10^{-1}	1.90×10^{-1}	1.89×10^{-1}	1.79×10^{-1}	8.92×10^{-2}	3.83×10^{-1}	2.24×10^{-1}	8.27×10^{-3}	7.35×10^{-3}
$f(x_2)$	5.91×10^{-3}	7.51×10^{-4}	3.47×10^{-1}	1.17×10^{-1}	1.48×10^{-1}	1.15×10^{-1}	2.33×10^{-1}	9.39×10^{-2}	5.92×10^{-1}	3.53×10^{-1}	9.12×10^{-3}	6.71×10^{-3}
$f(x_3)$	1.05×10^{-2}	1.65×10^{-3}	3.20×10^{-1}	1.98×10^{-1}	1.84×10^{-1}	1.15×10^{-1}	1.14×10^{-1}	5.23×10^{-2}	4.12×10^{-1}	2.38×10^{-1}	5.98×10^{-2}	2.56×10^{-2}
$f(x_4)$	5.55×10^{-2}	6.67×10^{-3}	2.98×10^{-1}	8.04×10^{-2}	7.77×10^{-2}	7.40×10^{-2}	4.06×10^{-1}	9.50×10^{-2}	4.35×10^{-1}	1.69×10^{-1}	6.31×10^{-1}	8.69×10^{-3}
$f(x_5)$	9.90×10^{-2}	1.56×10^{-2}	4.46×10^{-1}	6.28×10^{-2}	9.18×10^{-2}	2.33×10^{-2}	1.10×10^{-1}	1.59×10^{-2}	1.50×10^{-1}	4.16×10^{-2}	9.98×10^{-2}	1.78×10^{-2}
$f(x_6)$	1.63×10^{-2}	1.21×10^{-2}	3.24×10^{-1}	7.03×10^{-1}	3.54×10^{-2}	1.51×10^{-2}	1.89×10^{-2}	1.63×10^{-2}	5.56×10^{-2}	3.58×10^{-2}	3.31×10^{-2}	1.66×10^{-2}

表2 不同算法的SP对比数据

Table 2 Comparison on SP with different algorithms

测试函数	IMOGOA		MOGOA		MOPSO		MOALO		MODA		MOAHA	
	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ
$f(x_1)$	1.49×10^{-1}	7.56×10^{-3}	1.71×10^{-1}	4.97×10^{-2}	1.66×10^{-1}	8.15×10^{-2}	1.51×10^{-1}	1.24×10^{-2}	2.31×10^{-1}	1.62×10^{-1}	1.53×10^{-1}	9.32×10^{-2}
$f(x_2)$	4.69×10^{-2}	1.90×10^{-3}	5.97×10^{-2}	1.34×10^{-1}	4.84×10^{-2}	2.84×10^{-2}	5.03×10^{-2}	8.77×10^{-3}	1.41×10^{-1}	1.35×10^{-1}	5.82×10^{-2}	5.93×10^{-2}
$f(x_3)$	2.32×10^{-1}	1.56×10^{-2}	3.37×10^{-1}	2.19×10^{-1}	2.92×10^{-1}	4.52×10^{-2}	2.54×10^{-1}	4.09×10^{-2}	2.80×10^{-1}	1.05×10^{-1}	2.46×10^{-1}	1.93×10^{-2}
$f(x_4)$	8.27×10^{-2}	1.32×10^{-2}	8.83×10^{-1}	2.03×10^{-2}	8.97×10^{-2}	2.67×10^{-2}	2.28×10^{-2}	2.02×10^{-2}	1.71×10^{-1}	9.75×10^{-2}	8.71×10^{-2}	1.67×10^{-2}
$f(x_5)$	1.87×10^{-2}	1.57×10^{-2}	1.99×10^{-1}	6.15×10^{-2}	2.85×10^{-2}	8.65×10^{-3}	9.05×10^{-1}	5.25×10^{-2}	1.31×10^{-1}	3.82×10^{-2}	2.96×10^{-2}	1.83×10^{-2}
$f(x_6)$	2.80×10^{-2}	2.01×10^{-2}	2.03×10^{-1}	7.93×10^{-2}	2.88×10^{-2}	2.08×10^{-2}	3.69×10^{-2}	4.32×10^{-2}	7.76×10^{-2}	3.31×10^{-2}	3.43×10^{-2}	3.55×10^{-2}

表3 不同算法的MS对比数据

Table 3 Comparison on MS with different algorithms

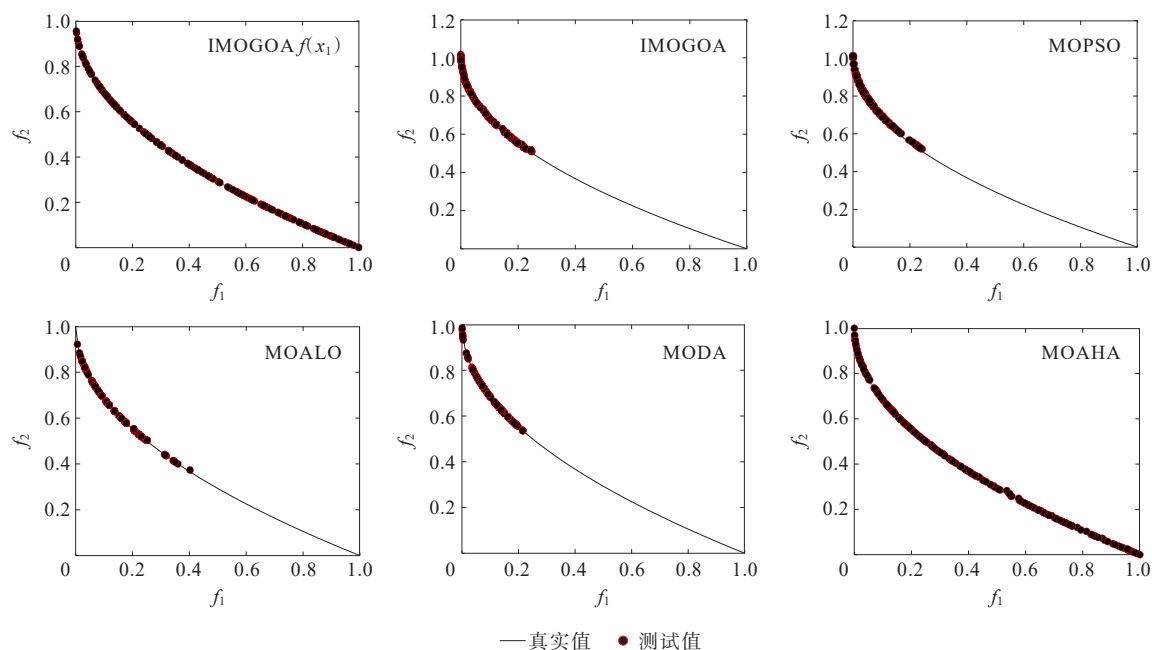
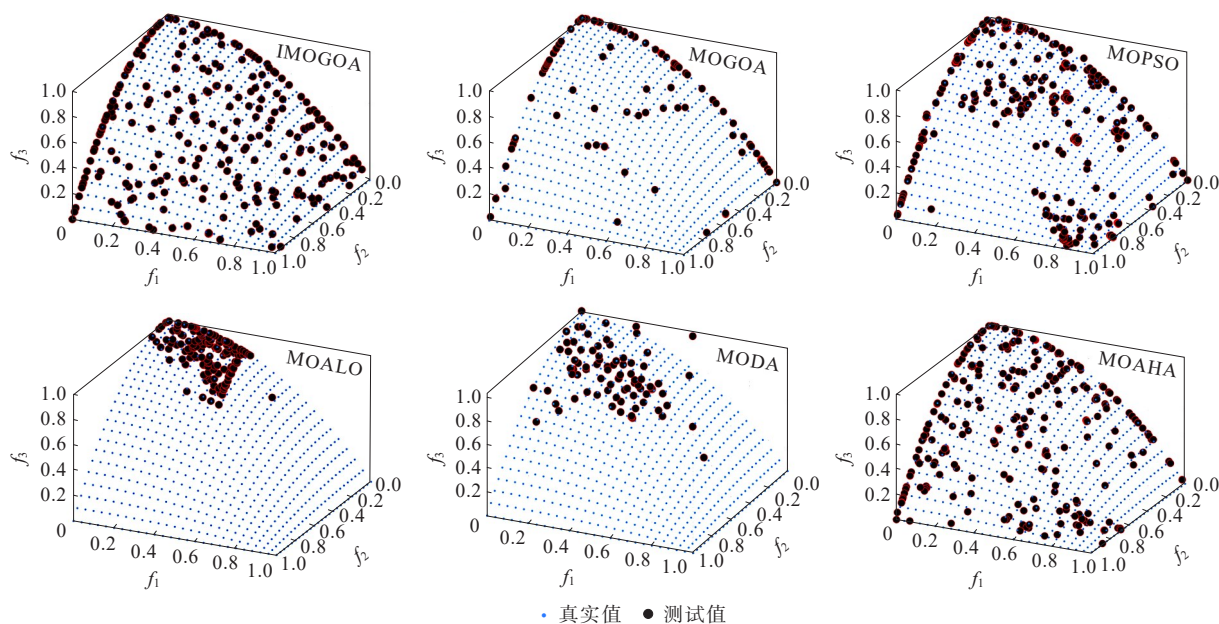
测试函数	IMOGOA		MOGOA		MOPSO		MOALO		MODA		MOAHA	
	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ	μ	δ
$f(x_1)$	1.42×10^{-0}	3.99×10^{-2}	1.12×10^{-0}	2.65×10^{-1}	1.32×10^{-0}	2.59×10^{-1}	1.06×10^{-0}	1.06×10^{-1}	1.20×10^{-0}	3.51×10^{-1}	1.39×10^{-0}	7.65×10^{-2}
$f(x_2)$	1.41×10^{-0}	3.46×10^{-3}	7.62×10^{-1}	4.20×10^{-1}	1.19×10^{-0}	3.32×10^{-1}	8.52×10^{-1}	1.71×10^{-1}	1.08×10^{-0}	4.88×10^{-1}	1.36×10^{-0}	6.89×10^{-3}
$f(x_3)$	1.61×10^{-0}	9.02×10^{-3}	1.43×10^{-0}	3.52×10^{-1}	1.30×10^{-0}	3.09×10^{-1}	1.31×10^{-0}	1.29×10^{-1}	1.47×10^{-0}	2.13×10^{-1}	1.52×10^{-0}	4.65×10^{-2}
$f(x_4)$	1.75×10^{-0}	4.54×10^{-2}	1.67×10^{-0}	1.08×10^{-1}	1.74×10^{-0}	4.67×10^{-2}	1.29×10^{-0}	1.52×10^{-1}	1.68×10^{-0}	4.46×10^{-1}	1.71×10^{-0}	6.98×10^{-2}
$f(x_5)$	1.90×10^{-0}	6.64×10^{-2}	2.29×10^{-0}	1.02×10^{-1}	1.88×10^{-0}	7.12×10^{-2}	1.99×10^{-0}	1.21×10^{-1}	2.24×10^{-0}	1.62×10^{-1}	1.85×10^{-0}	7.72×10^{-2}
$f(x_6)$	1.66×10^{-0}	9.72×10^{-2}	2.19×10^{-0}	1.37×10^{-1}	1.66×10^{-0}	4.70×10^{-2}	1.66×10^{-0}	1.34×10^{-1}	1.99×10^{-0}	1.28×10^{-1}	1.63×10^{-0}	7.23×10^{-2}

2) 由表2可知, MOPSO在二维测试函数中均多次出现了过收敛的情况, 使得 D_{SP} 均值偏小, 计算时已将表中过收敛的数据剔除, 可见IMOGOA仍有较多优势项, 非优势项与其他算法最好的表现数值差异也很小。相较于MOGOA, IMOGOA各项性能指标也有数量级的提升, 由此说明IMOGOA在提高解的分布密集度方面效果显著。

3) 由表3可知, 在大部分多目标测试函数中IMOGOA的 D_{MS} 平均值最高, 且在绝大多数多目标测试函数中 D_{MS} 标准差最小, 证明算法性能稳定, 每次运行结果一致性较高。

各算法在测试函数上的Pareto最优前沿分布如

图3、4所示(两目标函数(ZDT_2 、 ZDT_3)和三目标函数($DTLZ_2$ 、 $DTLZ_5$)的Pareto最优前沿分布参见文献[27]), 可以看出, 在几乎所有测试函数中, IMOGOA的Pareto最优解集在分布密集度和覆盖性方面都要优于其他算法。这是因为所提策略利用Fuch混沌生成多样性良好的优质混沌初始种群; 采用余弦自适应参数 c 协调算法全局搜索与局部开采能力; 对蝗虫个体位置更新引入莱维飞行策略, 以避免算法陷入局部最优解而搜索停滞。相较于MOGOA, 所有测试函数中IMOGOA都明显优于MOGOA, 体现出改进策略的有效性。

图3 测试函数 $f(x_1)$ 的 Pareto 前沿对比Figure 3 Comparison on Pareto frontier by test function $f(x_1)$ 图4 测试函数 $f(x_4)$ 的 Pareto 前沿对比Figure 4 Comparison on Pareto frontier by test function $f(x_4)$

2 风电混合储能优化配置模型

2.1 风电混合储能系统结构

储能装置可分为能量型和功率型,能量型储能装置具有较高的能量密度,可进行较大容量的能量存储,但放电时间相对比较长,且循环寿命相对较短;功率型储能装置则可在功率密度和响应速度方面具有较好的表现,同时具有相对较长的循环寿命。混合储能系统(hybrid energy storage system,

HESS)可以充分发挥两者优点,使系统获得更好的性能。文中以锂电池和超级电容组成的HESS展开研究,风电混合储能系统的简化结构如图5所示。

风电场的输出功率通过一阶低通滤波得到期望的并网功率,由风电场输出功率与期望并网功率的差值得到混合储能系统需要处理的功率波动,然后再通过一阶低通滤波,得到锂电池和超级电容的功率参考值,锂电池和超级电容根据功率参考值进行充放电。

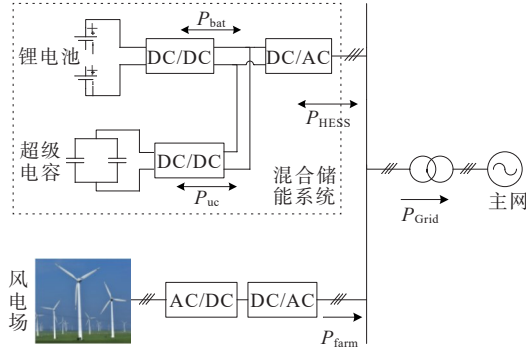


图5 风电混合储能系统结构

Figure 5 Structure of hybrid energy storage system in wind farms

锂电池组在充(放)电过程中 t 时刻的荷电状态(state of charge, SOC)为

$$S_{OC, bat}(t) = S_{OC, bat}(t-1) + \frac{P_{bat}(t)}{E_{bat}} \eta_{bat} \Delta t \quad (13)$$

式中, $P_{bat}(t)$ 为锂电池的充(放)电功率; E_{bat} 为锂电池组的额定容量; η_{bat} 为锂电池组的充(放)电效率; Δt 为采样时间。

超级电容组在 t 时刻的SOC为

$$S_{OC, uc}(t) = S_{OC, uc}(t-1) + \frac{P_{uc}(t)}{E_{uc}} \eta_{uc} \Delta t \quad (14)$$

式中, $P_{uc}(t)$ 、 E_{uc} 分别为超级电容组的充(放)电功率和额定容量; η_{uc} 为超级电容组的充(放)电效率。

2.2 优化目标函数

记 $f_1 = C_{LCC, HESS}$ 为HESS全寿命周期成本(life cycle cost, LCC), $f_2 = F$ 为风电并网功率平滑指数^[28], HESS优化配置可归纳一个多目标优化模型:

$$\min f = \min(f_1, f_2) \quad (15)$$

根据国际电工委员会制定的IEC 60300-3-3标准, LCC包括6个方面。

1) 初始投资成本。

$$C_{inv} = C_{pinv} P_{rate} + C_{einv} E_{rate} \quad (16)$$

式中, C_{pinv} 为单位功率投资成本; C_{einv} 为单位容量投资成本。

2) 更新置换成本。

$$C_{rep} = \sum_{k=1}^n (C_{prep} P_{rate} + C_{erep} E_{rate}) \left[\frac{P}{F}, i, \left(\frac{kT}{n+1} \right) \right] \quad (17)$$

式中, C_{prep} 为单位功率更新成本; C_{erep} 为单位容量更新成本; $(P/F, i, t) = (1+i)^{-t}$ 为一次支付的现金系数; T 为储能系统寿命年数; i 为折现率; $n = T/L$ 为储能元件更新置换次数(L 为储能元件寿命, 根据雨流计数法和等效循环寿命法^[29]进行计算)。

3) 辅助设备成本。

$$C_{bop} = C_{pbop} P_{rate} \text{ 或 } C_{bop} = C_{ebop} P_{rate} \quad (18)$$

式中, C_{pbop} 为单位功率辅助成本; C_{ebop} 为单位容量辅助成本。

4) 运行维护成本。

$$C_{om} = C_{pom} P_{rate} (P/A, i, T) + \sum_{t=1}^T C_{eom} W_{ess}(t) (P/F, i, t) \quad (19)$$

式中, C_{pom} 为单位功率运维成本; C_{eom} 为单位电量运维成本; $W_{ess}(t)$ 为年充放电电量; $(P/A, i, T) = [(1+i)^T - 1]/i(1+i)^T$ 为等额分付现值系数。

5) 报废处理成本。

$$C_{scr} = (C_{pscr} P_{rate} + C_{escr} E_{rate}) \cdot (n+1) (P/F, i, T) \quad (20)$$

式中, C_{pscr} 为单位功率报废处理成本; C_{escr} 为单位容量报废处理成本。

6) 回收成本。

$$C_{res} = \sigma_{res} (C_{inv} + C_{rep} + C_{bop}) (P/F, i, T) \quad (21)$$

式中, σ_{res} 为回收残值率。

$$C_{LCC} = C_{inv} + C_{rep} + C_{bop} + C_{om} + C_{scr} - C_{res} \quad (22)$$

混合储能系统 $C_{LCC, HESS}$ 为

$$C_{LCC, HESS} = C_{LCC, bat} + C_{LCC, uc} \quad (23)$$

F 可以量化风电的波动程度, F 越小,表明风电并网功率波动越小:

$$F = \sum_{k=1}^{T/\Delta t} \left\{ \frac{|P_{grid}(t_0 + k\Delta t) - P_{grid}[t_0 + (k-1)\Delta t]|}{P_{rate}} \right\}^2 \quad (24)$$

式中, P_{grid} 为风电场并网功率; P_{rate} 为风电场额定功率; T 为总时间; Δt 为采样时间。

2.3 约束条件

功率平衡约束为

$$P_{grid} = P_{farm} + P_{bat} + P_{uc} \quad (25)$$

式中, P_{grid} 、 P_{farm} 分别为风电场的并网功率和输出功率; P_{bat} 、 P_{uc} 分别为锂电池和超级电容的充放电功率。

混合储能系统SOC约束和充放电功率约束为

$$\begin{cases} S_{OC, bat-min} \leq S_{OC, bat} \leq S_{OC, bat-max} \\ S_{OC, uc-min} \leq S_{OC, uc} \leq S_{OC, uc-max} \\ -P_{bat-min} \leq P_{bat} \leq P_{bat-max} \\ -P_{uc-min} \leq P_{uc} \leq P_{uc-max} \end{cases} \quad (26)$$

式中, $S_{OC, bat-max}$ 、 $S_{OC, bat-min}$ 分别为锂电池SOC的上、下限; $S_{OC, uc-max}$ 、 $S_{OC, uc-min}$ 分别为超级电容SOC的上、下限; $P_{bat-min}$ 和 P_{uc-min} 、 $P_{bat-max}$ 和 P_{uc-max} 分别为锂电池与超级电容放电的最小和最大功率。

3 IMOGOA 在风储容量优化配置中的应用

以荷兰一风电场为例进行分析,并为其配置混合储能系统容量,优化参数为锂电池和超级电容的额定容量和额定功率,系统参数如表4所示。

表4 系统参数
Table 4 System parameters

初始电量/%		充放电效率/%		
超级电容		锂电池	超级电容	锂电池
50		50	96	96
风电场总容量/ MW	超级电容 SOC		锂电池 SOC	
	上限	下限	上限	下限
50	0.9	0.1	0.9	0.1

设置种群数为60,迭代次数为100次,对比不同优化算法下的 Pareto 最优解集,如图6所示,可以看出,MOGOA 和 MOPSO 所得 Pareto 最优解集分布性和覆盖性较差,Pareto 最优解曲线不连续,收敛效果较差。MOAHA、MOALO 和 MODA 的 Pareto 最优解曲线与 IMOGOA 比较接近,但在解的覆盖程度上大多数劣于 IMOGOA 所求最优解,收敛性劣于 IMOGOA。总的来说,IMOGOA 在解的覆盖性、均匀性、收敛性上都优于其他对比算法。

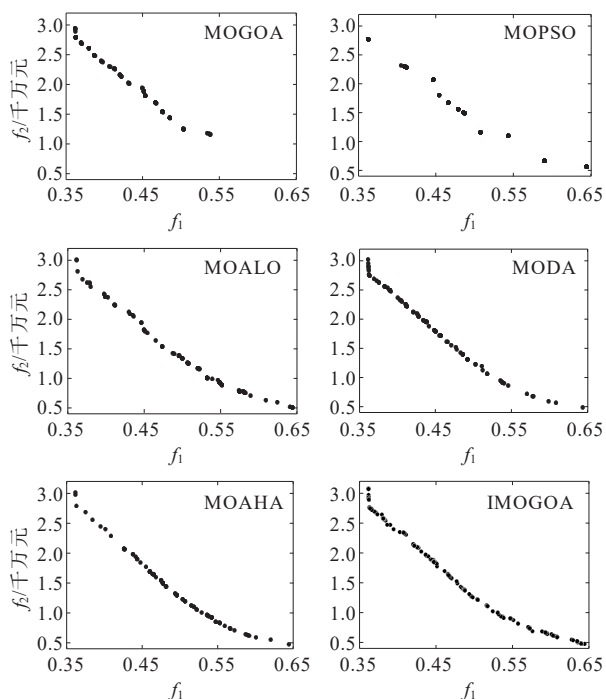


图6 Pareto 最优解集对比

Figure 6 Comparison of Pareto optimal solution sets

在多目标优化问题中,目标函数往往互相矛盾,很难通过一种解决方案使所有目标同时达到最优状态。为平衡混合储能系统 LCC 和 F 这2个优化目标,通过距离评价指标法^[30]选择折衷最优解。如图7所示,点 Q_1 为 LCC 最小值, Q_3 为风电并网功率平滑指数最小值, P 为理想解,表示 LCC 最低的同时风电并网功率平滑指数最小,但在现实中无法实现。于是,选取在空间中距离 P 点最近的点 Q_2 为折衷最优解。

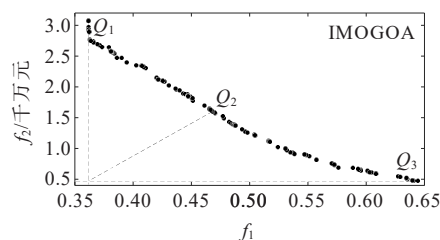


图7 距离评价指标法

Figure 7 Method of distance evaluation index

分别通过6种算法求解容量优化配置模型,最优方案各项参数如表5所示,在风电并网功率平滑指数大致相同的情况下,相对于其他几种优化方法,IMOGOA 能够获得更小的成本。虽然 MOGOA 算法求出的平滑指数为0.433,小于其他几种算法,但总成本为2.013千万元,高于其他几种算法,并不是最优解。由表5可知,所提储能容量优化配置方法在保证风电并网功率平滑的同时,能获得最小的成本,这说明所提方法能够获得更优的混合储能容量配置结果,兼顾了系统的经济性和可靠性。

表5 最优方案
Table 5 Optimal solution

方法	总成本/ 千万元	平滑 指数	额定容量/(MW·h)		额定功率/MW	
			超级电容	锂电池	超级电容	锂电池
MOPSO	1.673	0.466	1.86	11.98	8.12	7.18
MOGOA	2.013	0.433	1.95	13.80	7.69	9.36
MOALO	1.642	0.465	2.00	12.68	7.20	8.21
MODA	1.617	0.468	2.02	10.03	9.00	6.55
MOAHA	1.640	0.466	1.97	10.90	8.05	7.36
IMOGOA	1.614	0.467	1.98	11.85	8.04	7.26

根据求解出的额定容量和额定功率参数进行 MATLAB/SIMULINK 仿真。风电场和并网侧的

功率、超级电容和锂电池的输出功率和SOC的对比分别如图8~10所示。从图8可以看出,并网侧功率相较于风电场侧的功率有了明显的平滑效果;从图9、10可以看出,在超级电容和锂电池确定好最优额定容量和额定功率后,其SOC能够保证在一个合理的范围内,没有发生过充过放现象。

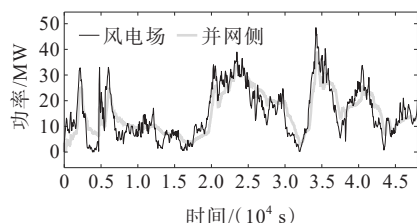


图8 风电场与并网侧功率

Figure 8 Wind farm power and grid-connected power

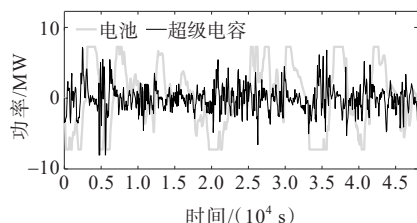


图9 超级电容和锂电池的输出功率

Figure 9 Output power of ultracapacitor and lithium battery

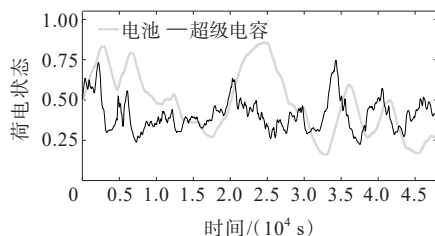


图10 超级电容和锂电池的SOC

Figure 10 SOC of ultracapacitors and lithium battery

总体看来,通过IMOGOA优化算法求解出的超级电容及锂电池最优额定容量和额定功率,在保证风电并网功率平滑的同时,减少了超级电容和锂电池的成本投入。

4 结语

针对基本多目标蝗虫优化算法在非线性优化问题中存在收敛精度低、易陷入局部最优解问题,提出了一种多策略融合的改进多目标蝗虫优化算法,利用Fuch混沌生成均匀的初始种群;采用余弦自适应参数 c 协调算法全局搜索与局部开采能力;

在蝗虫个体位置更新时引入莱维飞行策略,避免了算法陷入局部最优解而搜索停滞。仿真实验结果表明,与基本MOGOA、MOPSO、MOALO、MODA和MOAHA算法相比,该算法具有更好的求解精度和收敛速度。

将改进后的算法用于风电混合储能系统容量优化配置,以荷兰一风电场为例分析,相比于其他算法,改进算法能够快速找出Pareto最优解集,在满足系统要求的同时,最大限度降低了混合储能系统的成本,证明了改进算法应用在容量优化配置问题中具有良好的适用性,也验证了所提方法可以有效配置风电场混合储能系统的功率及容量,平抑风电功率波动,具有良好的工程应用前景。未来研究方向将侧重于优化风电混合储能系统管理策略,从而进一步提升系统的整体性能。

参考文献:

- [1] 刘明,曾成碧,苗虹.考虑风电不确定性的分布鲁棒机会约束机组组合模型[J].电力科学与技术学报,2021,36(2):51-57.
LIU Ming,ZENG Chengbi,MIAO Hong.Distributionally robust chance-constrained unit commitment model considering uncertainty of wind power[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2021,36(2): 51-57.
- [2] 吴志鹏,裴建华,李银红.基于低电压穿越功率特性的双馈风电场多机等值方法[J].电力系统自动化,2022,46(19):95-103.
WU Zhipeng, PEI Jianhua, LI Yinhong. Multi-machine equivalent method for dfig-based wind farm based on power characteristic of low voltage ride-through[J]. Automation of Electric Power Systems,2022,46(19):95-103.
- [3] 王彦虹,邵能灵,嵇康.含大规模风光电源的配电网储能电池选址定容优化方案[J].电力科学与技术学报,2017,32(2):23-30.
WANG Yanhong, TAI Nengling, JI Kang. Optimal battery storage allocation in distributed network with large-scale of wind and photovoltaic generation[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2017,32(2): 23-30.
- [4] 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.
- [5] 郭玲娟,魏斌,韩肖清,等.基于集合经验模态分解的交直流混合微电网混合储能容量优化配置[J].高电压技术,2020,46(2):527-537.
- GUO Lingjuan, WEI Bin, HAN Xiaoqing, et al. Capacity optimal configuration of hybrid energy storage in hybrid AC/DC micro-grid based on ensemble empirical mode decomposition[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 527-537.
- [6] 丁明,吴杰,张晶晶.面向风电平抑的混合储能系统容量配置方法[J].太阳能学报,2019,40(3):593-599.
- DING Ming, WU Jie, ZHANG Jingjing. Capacity optimization method of hybrid energy storage system for wind power smoothing[J]. Acta Energetica Sinica, 2019, 40(03):593-599.
- [7] 张梦田,田书,曾志辉.基于变分模态分解的混合储能容量优化配置[J].储能科学与技术,2020,9(1):170-177.
- ZHANG Mengtian, TIAN Shu, ZENG Zhihui. Optimal allocation of hybrid energy storage capacity based on variational mode decomposition[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(1):170-177.
- [8] 李勇,姚天宇,乔文博,等.基于联合时序场景和源网荷协同的分布式光伏与储能优化配置[J].电工技术学报,2022,37(13):3289-3303.
- LI Yong, YAO Tianyu, QIAO Xuebo, et al. Optimal configuration of distributed photovoltaic and energy storage system based on joint sequential scenario and source-network-load coordination[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13):3289-3303.
- [9] 夏新茂,关洪浩,丁鹏飞,等.基于改进型量子遗传算法的储能系统容量配置与优化策略[J].储能科学与技术,2019,8(3):551-558.
- XIA Xinmao, GUAN Honghao, DING Pengfei, et al. Capacity allocation and optimization strategy of an energy storage system based on an improved quantum genetic algorithm[J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(3):551-558.
- [10] 张伟骏,李智诚,陈大玮,等.配网侧分布式储能系统的随机优化配置和选址方法[J].高压电器,2023,59(7):125-135.
- ZHANG Weijun, LI Zhicheng, CHEN Dawei, et al. Stochastic optimal configuration and site selection method of grid-side distributed energy storage system[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(7):125-135.
- [11] 李世泽,高素萍,郭朝江.混合储能多目标容量优化配置[J].电源学报,2018,16(4):174-180.
- LI Shize, GAO Suping, GUO Chaojiang. Multi-objective optimal capacity allocation of hybrid energy storage[J]. Journal of Power Supply, 2018, 16(4):174-180.
- [12] 陈晓光,杨秀媛,王镇林,等.考虑多目标优化模型的风电场储能容量配置方案[J].发电技术,2022,43(5):718-730.
- CHEN Xiaoguang, YANG Xiuyuan, WANG Zhenlin, et al. Energy storage capacity allocation scheme of wind farm considering multi-objective optimization model[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(5):718-730.
- [13] PAYAM T B, MAHDI S, MOHSEN P M, et al. Energy management and operation modelling of hybrid AC-DC microgrid[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2014, 8(10):1700-1711.
- [14] MIRJALILI S Z, MIRJALILI S, SAREMI S, et al. Grasshopper optimization algorithm for multi-objective optimization problems[J]. Applied Intelligence, 2018, 48(4):805-820.
- [15] 马锋,高明亮,许崇耀,等.基于仿真优化智能变电站巡检机器人路径研究[J].电测与仪表,2023,60(9):14-20.
- MA Feng, GAO Mingliang, XU Chongyao, et al. Research on path of intelligent substation inspection robot based on simulation optimization[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(9):14-20.
- [16] 陈涛,李由之,黄湘松.基于改进MOGOA的无人机群航迹规划研究[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2020,53(9):967-975.
- CHEN Tao, LI Youzhi, HUANG Xiangsong. UAVs path planning based on improved multi-objective grasshopper optimization algorithm[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2020, 53(9):967-975.
- [17] 孙绳山,徐常凯,阎薪宇.基于多目标蝗虫算法的航材分配模型[J].包装工程,2021,42(21):266-270.
- SUN Shenshan, XU Changkai, YAN Xinyu. Allocation model of air materials based on multi-objective grasshopper optimization algorithm[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(21):266-270.
- [18] GAMPA S R, JASTHI K, GOLI P, et al. Grasshopper optimization algorithm based two stage fuzzy multiobjective approach for optimum sizing and placement of distributed generations, shunt capacitors and electric vehicle charging stations[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 27:101117.
- [19] 邵鸿南,梁倩,王李森,等.基于反向学习和种群引导的多目标蝗虫优化算法[J].计算机工程与科学,2021,43(5):944-950.
- SHAO Hongnan, LIANG Qian, WANG Lisen, et al. A multi-objective grasshopper optimization algorithm based on opposition-based learning and population guidance[J]. Computer Engineering and Science, 2021, 43

- (5):944-950.
- [20] 王博,刘连生,韩绍程,等.基于多策略融合的混合多目标蝗虫优化算法[J].计算机应用,2020,40(9):2670-2676. WANG Bo,LIU Liansheng,HAN Shaocheng,et al.Hybrid multi-objective grasshopper optimization algorithm based on fusion of multiple strategies[J]. Journal of Computer Applications,2020,40(9):2670-2676.
- [21] 傅文渊,凌朝东.自适应折叠混沌优化方法[J].西安交通大学学报,2013,47(2):33-38. FU Wenyuan, LING Chaodong. An adaptive iterative chaos optimization method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2013,47(2):33-38.
- [22] DOS SANTOS JUNIOR I G,DE MELO V C,VINICIUS V. An improved Jaya optimization algorithm with Levy flight[J]. Expert Systems With Applications, 2021, 165: 113902.
- [23] COELLO COELLO C A,PULIDO G T,LECHUGA M S, et al. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2004,8(3):256-279.
- [24] MIRJALILI S, JANGIR P, SAREMI S. Multi-objective ant lion optimizer: a multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems[J]. Applied Intelligence,2017,46(1):79-95.
- [25] MIRJALILI S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. Neural Computing and Applications,2016,27(4):1053-1073.
- [26] ZHAO W, ZHANG Z, MIRJALILI S, et al. An effective multi-objective artificial hummingbird algorithm with dynamic elimination-based crowding distance for solving engineering design problems[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 398:115223.
- [27] 谭永怡. 论文附录 [EB/OL]. <https://pan.baidu.com/s/12Qkt0iQo9gxub1I0eZ40lg?pwd=dnkf> (提取码: dnkf), 2023-01-30. TAN Yongyi. Appendix to the paper [EB/OL]. <https://pan.baidu.com/s/12Qkt0iQo9gxub1I0eZ40lg?pwd=dnkf> (extraction code: dnkf), 2023-01-30.
- [28] WAN C, QIAN W, ZHAO C, et al. Probabilistic forecasting based sizing and control of hybrid energy storage for wind power smoothing[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4):1841-1852.
- [29] 张晴,李欣然,杨明,等.净效益最大的平抑风电功率波动的混合储能容量配置方法[J].电工技术学报,2016,31(14):40-48. ZHANG Qing, LI Xinran, YANG Ming, et al. Capacity determination of hybrid energy storage system for smoothing wind power fluctuations with maximum net benefit[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(14):40-48.
- [30] 帅茂杭,熊国江,胡晓,等.基于改进多目标骨干粒子群算法的电力系统环境经济调度[J].控制与决策,2022,37(4):997-1004. SHUAI Maohang, XIONG Guojiang, HU Xiao, et al. economic emission dispatch of power system based on improved bare-bone multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(4):997-1004.