



# 基于多目标沙猫群算法的含风光储配电网无功优化

## 摘要

针对现有智能优化算法在求解配电网无功优化时存在的收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题,提出一种基于多目标沙猫群算法(MOSCSO)的含风光储配电网无功优化方法.MOSCSO融合了多目标算法中外部储存集的更新和选择机制,具有较好的全局寻优能力,而沙猫群算法(SCSO)特有的搜索和攻击的种群更新方式保证了其具有较快收敛速度和较好寻优能力.建立储能设施(ESS)作为控制变量的IEEE 33节点系统数学模型,应用MOSCSO进行仿真验证.结果表明,本文所提方法在平衡风光发电系统的同时能够降低网损和提高电网稳定性,通过与传统算法比较,验证了MOSCSO在无功优化模型上的有效性和稳定性.

## 关键词

配电网无功优化;多目标沙猫群算法;储能系统;分布式电源

中图分类号 TM714.3;TP183

文献标志码 A

收稿日期 2023-06-21

资助项目 陕西省自然科学基金研究计划(2021JM-393)

## 作者简介

商立群,男,博士,教授,主要研究方向为配电网无功优化.shanglq@xust.edu.cn

## 0 引言

配电网无功优化是保证配电网经济稳定运行的一项重要研究内容,具有多维度、多约束、多目标等特点<sup>[1]</sup>.随着大量的分布式电源的接入,会给传统配电网带来离散化、速度慢、难以实现连续调节<sup>[2]</sup>等无功调节问题,与此同时,在配电网系统中造成节点电压越限和系统网络损耗增加等系列问题的风险也大大增加,这对配电网的无功优化提出了更高的要求.

为了得到兼顾稳定性和经济性的优化方案,国内外学者对含多种分布式电源配电网的无功优化问题进行了很多研究.智能优化算法的广泛应用使得优化问题的求解方向更加多样,例如:文献[3]针对配电网无功优化问题,采用基于Pareto前沿面的和声算法,结合自适应取值和微调概率提高了种群的多样性,一定程度上解决了算法收敛过早的问题;文献[4]针对优化算法存在的收敛性和多样性问题,采用基于Pareto熵的改进粒子群算法,提高了全局搜索能力和算法的收敛性,并以IEEE 33节点配电网为算例进行仿真,结果验证了改进后的算法在无功优化方面的优越性;文献[5]针对风机出力不确定性的问题,建立了风机的出力概率模型,采用基于自适应网格法改进的多粒子群算法进行无功优化,得到了能够兼顾电网稳定性和安全性的无功优化方案.

针对优化算法中收敛速度慢、全局搜索能力弱和易陷入局部收敛等问题,文献[6]采用小生境共享机制在多目标粒子群算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)中更新精英粒子,提高了粒子的适应度,而文献[7]则将自适应控制策略应用于粒子群算法,采用一种改进粒子群算法(Improved Particle Swarm Optimization, IPSO)用于求解概率无功优化模型.但上述方法均在MOPSO中进行改进,并不能根本解决粒子群算法中存在的易陷入局部收敛的问题<sup>[8-9]</sup>.针对上述情况,文献[10]采用启发于鸡群觅食行为的鸡群算法,它具有参数少、收敛速度快和收敛精度高等特点,同时引进反向学习和柯西变异策略,加强了其跳出局部最优的能力,文献[11]应用多目标灰狼算法,采用差分策略模拟狼群更新时出现的自然障碍,同时引进变异策略对于头狼的更新进行了优化,增强了全局寻优能力和搜索速度.

在我国智能电网建设中,风光储联合平抑功率技术应用在各种

<sup>1</sup> 西安科技大学 电气与控制工程学院,西安, 710054

大规模集中式或分布式新能源设施的并网运行中. 文献[12]综合移动式储能设施调度和优化手段, 采用改进量子粒子群优化算法, 实现了配电网分层有功无功的综合控制; 文献[13]建立了移动式储能削峰填谷双层优化调度模型, 采用改进增强烟花优化算法, 实现了移动式储能最优调度策略; 文献[14]建立计及风电预测误差相关性和考虑储能的分布鲁棒机组组合模型, 而后采用列约束生成算法对两阶段问题进行求解, 最终验证了所提问题的鲁棒性和有效性; 文献[15]建立了火电机组组合2层优化决策模型, 通过储能尽量消除风电不确定性, 在削减火电机组备用容量的同时, 提升了电力机组的可靠性和稳定性.

本文提出一种基于多目标沙猫群算法 (Multi-Objective Sand Cat Swarm Optimization, MOSCSO) 的含风光储配电网无功优化方法. 首先, 利用沙猫群算法具有收敛速度快、计算效率高、不易陷入局部最优、适用于多维优化求解问题等特点, 引入外部储存集和非支配排序等方式, 将沙猫群算法改进为多目标算法, 从而解决配电网无功优化的多目标问题, 并在测试函数中验证了 MOSCSO 优越性; 其次, 为解决风光发电系统大量接入引起的网损增高、运行稳定性降低等问题, 建立了含储能设施 (Energy Storage System, ESS) 的风光平抑配电网无功优化系统; 最后, 应用 MOSCSO 进行仿真, 并与 MOPSO 算法、非支配排序遗传算法 II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithms II, NSGA-II) 相比较得到了能够兼顾多目标函数结果的优化方案.

## 1 多目标沙猫群算法

### 1.1 沙猫群算法

沙猫群算法 (SCSO) 是一种模仿自然界中沙猫生存行为的智能优化算法<sup>[16]</sup>. 不同于粒子群算法和遗传算法<sup>[17]</sup>, SCSO 在种群更新方式中模拟了沙丘猫的两个主要行为: 搜索猎物和攻击猎物.

1) 搜索猎物. 自然界中沙丘猫的猎物搜索机制依赖于低频噪声发射, 每只沙丘猫都拥有可感知低于 2 kHz 低频声波的听觉能力, 因此在算法中代表听觉能力的值  $r_c$  由 2 线性递减至 0, 用以逐渐靠近猎物防止丢失或跳过, 其更新方式如下:

$$r_c = S_M - \left( \frac{S_M \times i_c}{i_{\max}} \right). \quad (1)$$

式中:  $S_M$  代表沙丘猫的听觉特性, 其值假设为 2;  $i_c$

代表种群当前迭代次数;  $i_{\max}$  代表种群最大迭代次数.

控制搜索和攻击之间转换的引导参数  $R$ , 其更新方式为

$$R = 2 \times r_c \times \text{rand}(0, 1) - r_c. \quad (2)$$

每只沙丘猫的搜索空间在定义的边界之间随机初始化. 在搜索步骤中, 每个当前个体的位置更新都是基于一个随机位置. 为避免陷入局部最优, 每只沙丘猫的灵敏度范围是不同的, 如式(3)所示. 所以  $r_c$  代表常规的灵敏度范围 (由 2 线性递减至 0), 但  $r$  为每个种群个体的灵敏范围. 同时,  $r$  应用于搜索和攻击阶段, 而  $r_c$  作用于引导参数  $R$  从而实现阶段间的转移和控制.

$$r = r_c \times \text{rand}(0, 1). \quad (3)$$

沙丘猫会根据全局最优解  $P_{bc}(t)$ 、自己当前位置  $P_c(t)$  和其灵敏度范围  $r$  更新自己的位置, 其更新方式如式(4)所示. 因此沙丘猫能根据猎物位置更新迭代, 从而找到新的局部最优. 由式(4)可以看出新的位置位于当前位置和猎物位置之间, 同时随机性保证了算法的低运行成本和低复杂度.

$$P(t+1) = r \cdot (P_{bc}(t) - \text{rand}(0, 1) \cdot P_c(t)). \quad (4)$$

2) 攻击猎物. 假设沙丘猫在攻击阶段其灵敏度范围是一个圆, 其移动的方向就可以通过圆上的一个随机角度  $\theta$  确定. 由于所选的随机角度在  $0^\circ \sim 360^\circ$ , 其值将在  $-1 \sim 1$  之间. 这样, 群体中的每个成员都能够在搜索空间中沿着不同的圆周方向移动. SCSO 利用轮盘选择算法为每只沙丘猫选择一个随机角度. 通过这种方式, 沙丘猫可以在接近狩猎位置的同时避免陷入局部最优. 其更新方式如式(5)、(6)所示:

$$P_{\text{md}} = | \text{rand}(0, 1) \cdot P_{bc}(t) - P_c(t) |, \quad (5)$$

$$P(t+1) = P_b(t) - r \cdot P_{\text{md}} \cdot \cos(\theta). \quad (6)$$

3) 搜索和攻击. 搜索和攻击是通过自适应  $r_c$  和引导参数  $R$  进行切换的, 因此 SCSO 可以在 2 个模式间进行无缝切换. 由于  $R$  取决于  $r_c$ , 其波动范围也会变小.  $R$  的取值范围为  $[-2r_c, 2r_c]$ , 而  $r_c$  由 2 线性下降到 0. 所以设定沙丘猫在引导参数  $|R| \leq 1$  时进行攻击, 其更新方式为

$$P(t+1) = P_b(t) - r \cdot P_{\text{md}} \cdot \cos(\theta). \quad (7)$$

在引导参数  $|R| > 1$  时进行搜索, 其更新方式为

$$P(t+1) = r \cdot (P_{bc}(t) - \text{rand}(0, 1) \cdot P_c(t)). \quad (8)$$

## 1.2 MOSCSO

在 MOSCSO 进行迭代优化的过程中,每次粒子的速度位置的更新都需要选择全局最优个体,而全局最优个体的选择对于整个 MOSCSO 的寻优能力和搜索效率上有极大的影响.

不同于单目标优化问题的简单算术比较,全局最优个体的选择一般在外部储存集中进行,外部储存集的更新则是通过非支配排序和拥挤距离计算的方式进行的<sup>[18]</sup>.

首先将种群非支配排序挑选出最优 Pareto 解集加入外部储存集中,在种群更新过程中产生的新 Pareto 解集加入外部储存集并进行非支配排序,保留非劣解.当外部储存集超过最大数量,本文通过轮盘赌机制依据一定概率  $p_i$  删除多余粒子,其概率表达式如下:

$$p_i = \frac{e^{-2n_i}}{\sum_{i \in N} e^{-2n_i}} \quad (9)$$

式中,  $n_i$  表示第  $i$  个解周围解的数量.

全局最优个体的选择上也是通过轮盘赌机制,依据一定概率  $q_i$  进行筛选,其概率表达式为

$$q_i = \frac{e^{2n_i}}{\sum_{i \in N} e^{2n_i}} \quad (10)$$

MOSCSO 流程如图 1 所示.

## 1.3 算法测试

本文采用目前较为通用的 ZDT 系列 (ZDT1 和 ZDT2) 作为测试函数<sup>[19]</sup>. 选用反转世代距 (Inverted Generational Distance, IGD) 作为算法性能评价指标<sup>[20]</sup>, 即每个参考点到真实解的平均距离, 其值越小代表所求解集越接近真实解, 表达式为

$$IGD(P, Q) = \frac{\sum_{v \in P} d(v, Q)}{|P|} \quad (11)$$

式中,  $P$  为真实 Pareto 点集,  $|P|$  为真实 Pareto 点集个体数,  $Q$  为算法得到的 Pareto 最优解集,  $d(v, Q)$  为  $P$  中个体  $v$  到种群  $Q$  的最小欧几里得距离.

通过式(11)可以看出,当算法收敛性和多样性较好时,  $d(v, Q)$  相对较小, 相反, 种群个体会集中在相对狭小的范围内形成局部收敛, 相应的  $d(v, Q)$  相对较大. 因此, IGD 指标越小代表算法的收敛性和多样性越好.

算法测试设置种群数量为 100、迭代次数为 300 次, 3 个算法独立运行 30 次, 选择 IGD 的平均值为评定标准. 将 MOSCSO 算法与 MOPSO 算法和遗传算法 NSGA-II 的 IGD 指标做比较, 结果如表 1 所示.

由表 1 可以得出, MOSCSO 算法优化得到的 Pareto 最优解集更加接近真实解集, 且 IGD 指标的平均值和标准差均小于 MOPSO 算法和 NSGA-II 算法. 由此, MOSCSO 算法在多目标函数上能够得到相

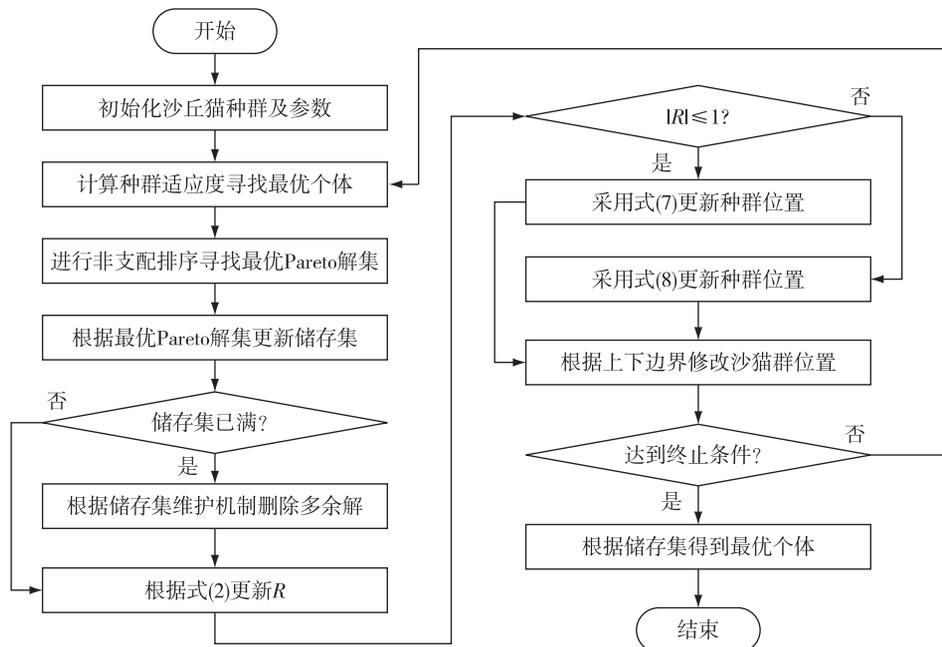


图 1 MOSCSO 流程

Fig. 1 MOSCSO flowchart

表 1 IGD 指标对比

Table 1 Comparison of IGD indicators				
函数	算法	最优值	平均值	标准差
ZDT1	MOPSO	0.057 8	0.052 6	6.582
	NSGA-II	0.046 2	0.066 2	5.367
	MOSCSO	0.027 5	0.035 4	3.565
ZDT2	MOPSO	0.698 0	0.874 6	10.670
	NSGA-II	0.189 2	0.237 5	8.137
	MOSCSO	0.020 5	0.031 0	3.231

对稳定和接近真实 Pareto 前沿面的最优解集。

## 2 含多种分布式电源的优化模型

传统配电网的无功优化既要保证电力系统的电能质量,又要降低配电网的有功网损。目前,随着用户侧负荷的不断增高,对于传统配电网的无功优化提出了更高的要求。分布式电源(Distributed Generation, DG)的广泛应用可以很好地弥补传统配电网的不足,在无功优化领域有很大发展。

分布式电源分类有很多种,目前应用较为广泛的有分布式风力发电机组、光伏发电机组、并联电容器组、微型燃气轮机以及以燃料电池为代表的储能设施等。

### 2.1 储能系统

作为非线性多约束的规划性问题,配电网无功优化是在各种数据已知的情况下,综合考虑配电网系统的经济性、稳定性等问题,达到配电网系统的经济运行指标最优。考虑到分布式电源出力的随机性和波动性的特点,为使系统更加稳定,本文将 ESS 与 DG 一并接入配电网,通过储能设施既能发出有功功率,又能吸收有功功率的特点,可有效地改善这一问题。

基于上述情况,本文建立的数学模型目标函数和约束条件如下。

### 2.2 目标函数

本文分别以分布式电容的投入组数、分布式电源的无功补偿容量和储能装置有功功率作为控制变量,以电压偏差和有功网损两个指标作为目标函数进行优化。

#### 1) 电压偏差

由于分布式电源的出力有间歇性和随机性等特点,接入配电网后会引节点电压的大幅度波动,严重时可能造成节点电压越限。因此,为维持配电网系统稳定,以节点电压偏差为无功优化的目标函数,表达

式为

$$f_U = \sum_N \left( \frac{U_i - U_{is}}{U_{imax} - U_{imin}} \right)^2. \quad (12)$$

式中,  $N$  为配电网节点总数,  $U_{imax}$  和  $U_{imin}$  分别为  $i$  节点电压的最大最小值,  $U_{is}$  为  $i$  节点电压期望值。

#### 2) 有功网损

配电网运行过程中,网络的有功损耗会随着分布式电源的接入而变化,以网络损耗最小为优化目标,表达式为

$$f_{Loss} = \sum_N^{i=1, j \in i} G_{ij} (U_i^2 + U_j^2 - 2U_i U_j \cos \theta_{ij}). \quad (13)$$

式中,  $i$  和  $j$  分别表示支路首末节点编号,  $G_{ij}$  为支路电导,  $\theta_{ij}$  为支路节点间电压相位差。

两目标函数相结合,得到的多目标表达式为

$$F = \min[f_U, f_{Loss}]. \quad (14)$$

### 2.3 约束条件

为满足无功优化目标,潮流计算过程中满足等式约束和不等式约束两类约束。

#### 1) 等式约束

本文中约束条件即为负荷节点的潮流约束平衡,表达式为

$$P_{Gi} - P_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}), \quad (15)$$

$$Q_{Gi} + Q_{Ci} - Q_{Li} = U_i \sum_{j=1}^n U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}). \quad (16)$$

式中,  $P_{Gi}$  和  $Q_{Gi}$  分别为电源注入电网系统的有功功率和无功功率,  $P_{Li}$  和  $Q_{Li}$  分别为电网负荷消耗的有功功率和无功功率,  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别是节点  $i$  和  $j$  之间的之路导纳和电纳。

#### 2) 不等式约束

不等式约束类型一般约束控制变量和状态变量。其中包括分布式电源出力约束、节点处功率约束、可投切电容器组无功功率约束、储能设施有功出力约束和节点电压约束等,表达式为

$$Q_{DGmin} \leq Q_{DG} \leq Q_{DGmax}, \quad (17)$$

$$0 \leq Q_{CK} \leq Q_{CKmax}, \quad (18)$$

$$P_{ESSmin} \leq P_{ESS} \leq P_{ESSmax}, \quad (19)$$

$$U_{imin} \leq U_i \leq U_{imax}. \quad (20)$$

式中,  $Q_{DGmin}$  和  $Q_{DGmax}$  分别为分布式电源无功出力的最小值和最大值,  $Q_{CKmax}$  为第  $K$  组可投切电容器组可提供的最大无功功率,  $P_{ESSmin}$  和  $P_{ESSmax}$  分别为储能设

备有功出力的最小值和最大值,  $U_{imin}$  和  $U_{imax}$  分别为第  $i$  个节点处电压的最小值和最大值.

### 3 算例分析

#### 3.1 算例参数配置

本文采用 IEEE 33 节点配电网进行验证, 系统结构如图 2 所示. 配电网节点系统三相功率的基准值为 10 MVA, 线电压的基准值为 12.66 kV, 所有负荷都视为恒功率负载.

在节点 5、节点 24 和节点 32 安装 10 组容量为 50 kW 的可投切电容器, 在节点 17 和节点 26 安装 10 组容量为 30 kW 的可投切电容器. 在 13 节点和 29 节点安装分布式电源和储能装置, 其中储能装置可提供的最大有功功率为 1 MW, 分布式电源可提供无功功率上限为 600 kW. 由于可投切电容器的控制是离散形式, 因此本文采用离散变量取整的编码方式.

优化前只考虑分布电源出力, 可投切电容器组不投入运行, IEEE 33 节点系统的有功网损为 157.11 kW, 电压偏差为 4.38 p.u..

#### 3.2 优化结果与对比分析

基于 DG 出力的不确定性, 在其他控制变量全部满额输出的情况下, 本文选取两个 ESS 的出力比例 0~100% 进行仿真实验, 结果如图 3 所示.

通过图 3 可以看出, 随着两个 ESS 的出力变化, 双优化目标会得到效果不同的优化结果, 在整体优化结果偏优的情况下, 会出现有功网损升高的情况, 由此体现了 ESS 加入优化模型的可行性以及优化 ESS 出力的必要性.

设置 2 组对照优化方法, 其中一组的控制变量选择为  $Q_{DG}$  和  $Q_{CK}$ , 另一组实验选择控制变量为  $Q_{DG}$ 、 $Q_{CK}$  和  $P_{ESS}$ . 通过用 MOSCSO 算法对算例进行优化,

得到最优 Pareto 前沿面如图 4 所示.

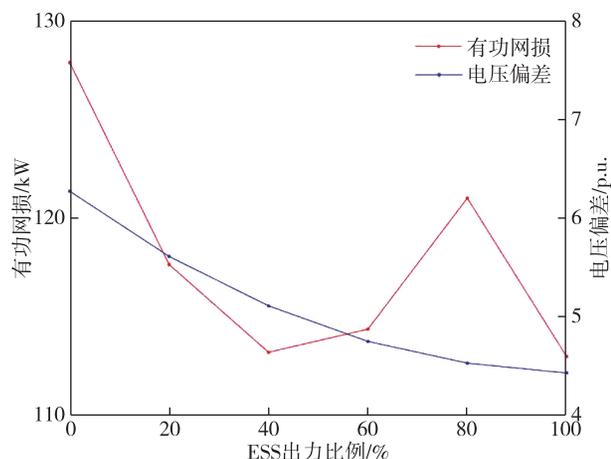


图 3 不同 ESS 出力比例对双目标的影响

Fig. 3 Influence of ESS output ratio on double targets

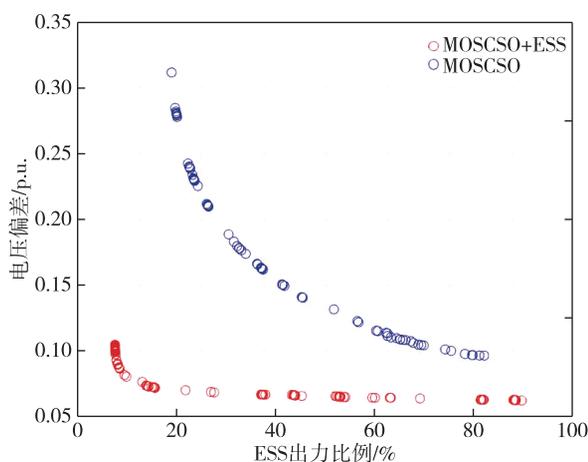


图 4 加入 ESS 优化结果对比

Fig. 4 Comparison of ESS optimization results

图 4 给出了在相同算法相同条件优化下, 加入 ESS 与未加入 ESS 进行建模后的 Pareto 前沿比较, 可以看出 ESS 的加入会极大地改善优化结果. 由此

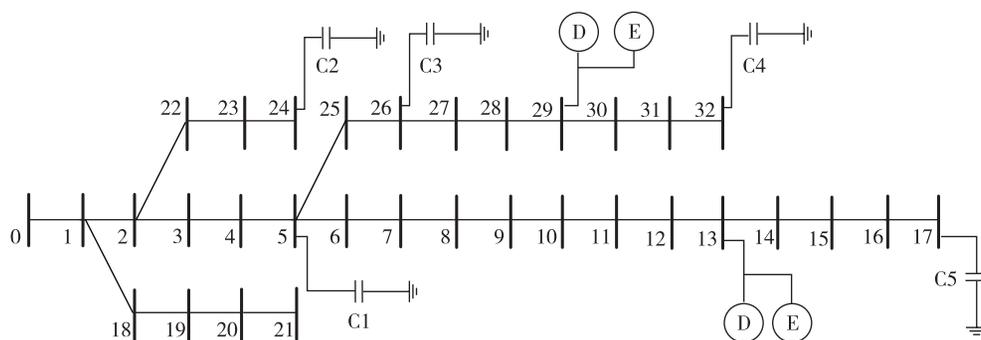


图 2 改进后 IEEE 33 节点系统结构

Fig. 2 Structure of improved IEEE 33 bus system

可见,将 ESS 的有功出力扩展为新的控制变量,能够在配电网的无功优化中取得更好的效果。

为验证 MOSCSO 算法的有效性和可行性,本文将用 MOSCSO 算法同 MOPSO 算法和 NSGA-II 算法进行优化效果比较,其 Pareto 前沿对比如图 5 所示。

通过图 5 可以得出以下结论:1)与基础 MOPSO 算法相比,在双目标函数即有功损耗  $f_{Loss}$  值和电压偏差  $f_U$  值上结果更优,同时拥有更加均匀连续的最优边界;2)与 NSGA-II 算法相比,两算法所得的 Pareto 前沿在一定程度上接近,但本文算法可提供的最优折中解和最优边界都更加理想。

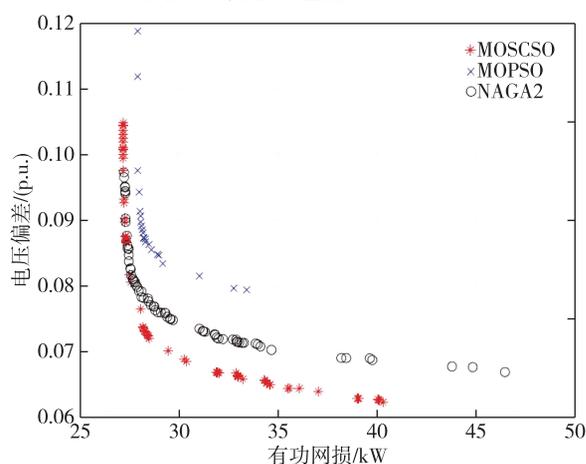


图 5 各算法 Pareto 前沿面对比

Fig. 5 Comparison of Pareto front between various algorithms

表 2 给出了 3 种优化算法得到的 2 个目标函数的最优值,可以看到本文算法在不同的目标函数中均能提供最优解值。

表 2 最优值对比

Table 2 Comparison of optimal values

算法	$f_{Umin}/(p.u.)$	$f_{Loss}/kW$
NSGA2	0.067	27.24
MOPSO	0.079	27.94
MOSCSO	0.062	27.21

最后,根据所提供 Pareto 解集中得到同时满足有功网损和电压偏差均最优的一组解: $f_{Loss} = 28.47$  kW,  $f_U = 0.0724$  p.u..

因此,在含多种分布式电源的配电网无功优化问题中,ESS 的加入通过平衡 DG 的无功出力能够有效改善优化结果.同时 MOSCSO 算法可在多维度、多目标的无功优化模型中提供更优的无功优化方案。

## 4 结论

针对在风光发电系统大量接入的配电网无功优化问题,本文提出一种新型的 MOSCSO 算法进行优化,同时建立 ESS 作为控制变量的数学模型.通过在 IEEE 33 节点系统进行仿真分析得到如下结论:

1) MOSCSO 算法模仿沙猫生存过程中搜索和攻击行为对种群进行更新迭代,根据非支配排序和拥挤度进行全局最优粒子的选择和外部储存集的更新,最后在测试函数中验证了优越性。

2)通过仿真验证了 ESS 在无功优化过程中可以兼顾降低网损和提高电网稳定性的结论,在其他分布式电源接入配电网系统的前提下,接入 ESS 进行优化后既能有效降低网损,同时又能提高电网稳定性。

3)将 MOSCSO 算法在 IEEE 33 节点配电网进行验证和对比,采用离散和连续 2 种编码形式,与 MOPSO 算法和 NSGA-II 算法进行比较,证明了 MOSCSO 算法在本文模型上进行优化可以得到分布均匀、质量较优的优化方案。

本文仅对配电网进行的日前优化调度,未能考虑实时的控制,在配电网日内优化、储能设施分钟级优化等问题上尚有待进一步研究。

## 参考文献

### References

- [1] 李静,戴文战,韦巍.基于混合整数凸规划的含风力发电机组配电网无功补偿优化配置[J].电工技术学报,2016,31(3):121-129  
LI Jing, DAI Wenzhan, WEI Wei. A mixed integer convex programming for optimal reactive power compensation in distribution system with wind turbines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(3): 121-129
- [2] 李闯,陈民铀,付昂,等.含风电场的配电网无功优化策略研究[J].电力系统保护与控制,2013,41(9):100-105  
LI Chuang, CHEN Minyou, FU Ang, et al. Reactive power optimization strategy in distribution network with wind farm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(9): 100-105
- [3] 付英杰,汪泓,谭阳红.基于 Pareto 最优解的含分布式电源配电网无功优化[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(1):18-23  
FU Yingjie, WANG Feng, TAN Yanghong. Reactive power optimization of distribution network containing distributed generation based on Pareto optimal[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(1): 18-23
- [4] 李晓利,高金峰.用于配电网多目标无功优化的改进粒子群优化算法[J].电力自动化设备,2019,39(1):106-111

商立群,等.基于多目标沙猫群算法的含风光储配电网无功优化.

- LI Xiaoli, GAO Jinfeng. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(1): 106-111
- [ 5 ] 苏福清, 匡洪海, 钟浩. 基于 AG-MOPSO 的含风电配电网无功优化 [J/OL]. *电源学报*: 1-12. [ 2023-06-18 ]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.20220106.1221.002.html>
- SU Fuqing, KUANG Honghai, ZHONG Hao. Reactive power optimization of wind power distribution network based on AG-MOPSO [J/OL]. *Journal of Power Supply*: 1-12. [ 2023-06-18 ]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.20220106.1221.002.html>
- [ 6 ] 武晓朦, 杨明月. 分布式光伏接入的配电网无功优化研究 [J]. *现代电子技术*, 2021, 44(17): 162-168
- WU Xiaomeng, YANG Mingyue. Research on reactive power optimization of distribution network with distributed photovoltaic access [J]. *Modern Electronics Technique*, 2021, 44(17): 162-168
- [ 7 ] 文天舒, 马平, 董跃哲. 含多种分布式电源的配电网概率无功优化 [J]. *云南民族大学学报(自然科学版)*, 2019, 28(4): 382-388
- WEN Tianshu, MA Ping, DONG Yuezhe. Probabilistic reactive power optimization of distribution network with multi-distributed generation types [J]. *Journal of Yunnan Minzu University (Natural Sciences Edition)*, 2019, 28(4): 382-388
- [ 8 ] Liu X F, Zhang P, Fang H, et al. Multi-objective reactive power optimization based on improved particle swarm optimization with  $\epsilon$ -Greedy strategy and Pareto archive algorithm [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 65650-65659
- [ 9 ] 陈春萌, 梁英, 张舒捷. 基于多策略自适应粒子群算法的电网无功优化 [J]. *电力电容器与无功补偿*, 2020, 41(4): 102-108
- CHEN Chunmeng, LIANG Ying, ZHANG Shujie. Reactive power optimization of power grid based on multi-strategy adaptive particle swarm optimization algorithm [J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2020, 41(4): 102-108
- [ 10 ] 郭堃, 薛太林, 耿杰, 等. 基于改进鸡群算法的无功优化综合分析 [J]. *电气自动化*, 2021, 43(6): 36-38
- GUO Kun, XUE Tailin, GENG Jie, et al. Comprehensive analysis of reactive power optimization based on improved chicken population algorithm [J]. *Electrical Automation*, 2021, 43(6): 36-38
- [ 11 ] 张涛, 余利, 姚剑峰, 等. 基于改进多目标差分灰狼算法的配电网无功优化 [J]. *信息与控制*, 2020, 49(1): 78-86
- ZHANG Tao, YU Li, YAO Jianfeng, et al. Reactive power optimization of distribution network based on improved multi-objective differential gray wolf optimization [J]. *Information and Control*, 2020, 49(1): 78-86
- [ 12 ] 李婧祺, 王丹, 樊华, 等. 含移动式储能的主动配电网分层优化控制方法 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(10): 189-198
- LI Jingqi, WANG Dan, FAN Hua, et al. Hierarchical optimal control method for active distribution network with mobile energy storage [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(10): 189-198
- [ 13 ] 王育飞, 郑云平, 薛花, 等. 基于增强烟花算法的移动式储能削峰填谷优化调度 [J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(5): 48-56
- WANG Yufei, ZHENG Yunping, XUE Hua, et al. Optimal dispatch of mobile energy storage for peak load shifting based on enhanced firework algorithm [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(5): 48-56
- [ 14 ] 施云辉, 王榕裕, 陈玮, 等. 基于风电预测误差聚类的分布鲁棒含储能机组组合 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(22): 3-12, 121
- SHI Yunhui, WANG Luyu, CHEN Wei, et al. Distributed robust unit commitment with energy storage based on forecasting error clustering of wind power [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(22): 3-12, 121
- [ 15 ] 李本新, 韩学山, 刘国静, 等. 风电与储能系统互补下的火电机组组合 [J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(7): 32-37, 54
- LI Benxin, HAN Xueshan, LIU Guojing, et al. Thermal unit commitment with complementary wind power and energy storage system [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(7): 32-37, 54
- [ 16 ] Seyyedabbasi A, Kiani F. Sand cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems [J]. *Engineering with Computers*, 2023, 39(4): 2627-2651
- [ 17 ] 洪越, 殷利平. 基于遗传算法的非高斯系统随机分布控制 [J]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2020, 12(4): 504-509
- HONG Yue, YIN Liping. Genetic algorithm-based stochastic distribution control for non-Gaussian systems [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 12(4): 504-509
- [ 18 ] 李鹏, 俞天杨, 俞斌, 等. 基于改进多目标粒子群算法的储能式充电桩优化运行策略 [J/OL]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*: 1-11. [ 2023-06-18 ]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1801.20230214.1551.004.html>
- LI Peng, YU Tianyang, YU Bin, et al. Optimal operation strategy for energy storage charging pile based on improved multi-objective particle swarm algorithm [J/OL]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition)*: 1-11. [ 2023-06-18 ]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1801.20230214.1551.004.html>
- [ 19 ] Zitzler E, Thiele L, Laumanns M, et al. Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, 7(2): 117-132
- [ 20 ] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results [J]. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(2): 173-195

## Reactive power optimization of wind/solar power storage and distribution networks based on multi-objective sand cat swarm algorithm

SHANG Liqun<sup>1</sup> ZHANG Shaoqiang<sup>1</sup> LIU Jiangshan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

**Abstract** Existing intelligent optimization algorithms for reactive power optimization in distribution networks are perplexed by problems of slow convergence speed and easy falling into local optima. Here, a new approach based on the Multi-Objective Sand Cat Swarm Optimization (MOSCSO) is proposed to solve the reactive power optimization of wind and solar power storage and distribution networks. MOSCSO integrates the update and selection mechanism of external save sets in multi-objective algorithms, and has good global optimization ability. Meanwhile, the unique search and attack population update method of the sand cat swarm algorithm ensures its fast convergence speed and good optimization ability. An IEEE 33 bus system mathematical model with Energy Storage System (ESS) was established as the control variable, and then the MOSCSO was applied for simulation verification. The results demonstrate that the proposed approach can reduce grid loss and improve grid stability while balancing the wind and solar power generation systems, which verify the effectiveness and stability of MOSCSO in reactive power optimization.

**Key words** reactive power optimization of distribution network; multi-objective sand cat swarm algorithm; energy storage system; distributed generation