

基于多目标鲸鱼算法的配电网动态无功优化研究

夏正龙, 陈宇, 陆良帅, 李灿, 张成

(江苏师范大学 电气工程及自动化学院, 江苏 徐州 221116)

摘要:随着光伏、风电等分布式电源大量接入电力系统,对电网的安全性与经济性提出了新的挑战.为了适应风光出力的不确定性,考虑其接入位置对电网的影响,搭建了含风光的配电网动态无功优化模型.采用多目标鲸鱼算法对模型进行求解,将网损、电压偏差进行归一化,选择了其欧氏距离最小的解作为 Pareto 最优解集的折中解.最后,通过 IEEE 标准 33 节点算例进行仿真分析,结果验证了分布式电源的并入能够有效减少系统网损、电压偏差,与其他传统多目标算法相比,所提的算法能够获得分布更均匀、收敛精度更高的 Pareto 解集.

关键词:分布式电源;动态无功优化;Pareto 解集;多目标鲸鱼算法

中图分类号:TM761

文献标志码:A

文章编号:1000-2367(2025)01-0116-09

目前由于全球能源危机日益加剧,分布式电源(distributed generation, DG)受到了人们的关注与重视^[1].同时我国提出的“碳达峰,碳中和”战略目标对电力系统利用可再生能源发电提出了更高层次的要求,风光等 DG 得到快速发展,将逐渐取代传统的火电机组,实现能源低碳转型^[2].虽然 DG 的并网可以实现配电网能量的就地平衡,降低远距离输电的投资与损耗^[3],但是风光等 DG 的输出功率存在随机性与波动性,对电网的电压质量产生了较大的影响,增加了电网的无功调控压力及复杂度^[4].然而无功优化是配电网安全运行的重要保障,能够维持节点电压在合理范围内.因此,本文通过改善无功分布,实现配电网潮流优化,提高系统运行稳定性.

与传统的配电网无功优化问题一样,含分布式电源的配电网无功优化模型是一个含离散和连续变量的复杂非线性优化问题^[5].传统的数学方法难以求解,故启发式算法逐渐被应用于求解该问题^[6].面对多目标无功优化问题时,可以通过权重法^[7]、模糊理论^[8]将多目标转化为单目标问题进行求解,其本质还是单目标无功优化,并不能准确反映问题的优化结果.所以基于 Pareto 解集的智能优化算法更适用于解决复杂的多目标无功优化问题,如文献[9]基于 Pareto 熵的多目标粒子群算法,引入冗余集策略,提出了适用于解决多目标无功优化的改进算法;文献[10]采用多目标樽海鞘群算法,可以有效求解含高比例的风光分布式电源并网的无功优化数学模型,利用改进的理想点法,高效地解决了不同目标函数之间折中解不易选择的问题;文献[11]考虑风速与风电机组出力的关系,通过场景分析法划分风电出力,将不确定模型转换成了确定模型,将动态无功优化转换成静态无功优化;文献[12]提出一种自适应人工免疫算法,能够在保证一定电压稳定裕度的基础上合理分配无功功率,降低有功损耗,稳定节点电压;文献[13]考虑了 DG 的最佳接入位置与容量,并提出了自适应多目标粒子群算法为多种优化方案进行不同的求解;文献[14]利用基于记忆的多目标蜻蜓算

收稿日期:2023-12-04; **修回日期:**2024-05-15.

基金项目:国家自然科学基金(62103173).

作者简介:夏正龙(1983-),男,江苏建湖人,江苏师范大学副教授,博士,研究方向为电网质量治理、大型机电设备自动化控制.

通信作者:陈宇, E-mail:1454614177@qq.com.

引用本文:夏正龙,陈宇,陆良帅,等.基于多目标鲸鱼算法的配电网动态无功优化研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2025,53(1):116-124.(Xia Zhenglong, Chen Yu, Lu Liangshuai, et al. Research on dynamic reactive power optimization of distribution network based on multi-objective whale optimization algorithm[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2025, 53(1): 116-124. DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2023.12.04.0002.)

法解决了系统网损、电压波动、无功电源投资最小的无功优化问题。以上文献均从不同方面,通过不同的算法对无功优化问题进行了相关的研究。本文采用的鲸鱼算法具有全局搜索能力强,收敛精度高等优点,且广泛应用于多领域。如文献[15]基于鲸鱼算法求解了交直流混联系统的多目标无功电压控制问题;文献[16]利用鲸鱼算法处理动态经济环境调度问题。

因为 DG 接入系统位置的不同会对系统的稳定性产生不同程度的影响^[17],所以本文以 IEEE 标准 33 节点作为算例进行分析。相比传统的无功优化只考虑有载调压变压器(on-line tap changer, OLTC)、电容器投切(switching capacitor, SC)、静止无功补偿装置(static var compensator, SVC)等。以风机和光伏机组共同参与无功优化,以其无功出力与接入位置作为变量,通过多目标鲸鱼算法(multi-objective whale optimization algorithm, MOWOA),求解兼顾系统有功损耗和电压偏差的 Pareto 最优解集,通过归一化选择欧氏距离最短的解作为折中解,避免了人为选择的主观性。算例结果验证了本文模型的合理性,并入 DG 的系统有功损耗下降明显,且通过无功补偿,电压偏差可以稳定在规定范围之内。

1 含 DG 的无功优化数学模型

1.1 目标函数

1.1.1 有功损耗

在电力系统中安全和稳定性是其运行的前提条件,但同时也必须考虑配电网运行的经济性,所以将系统 24 h 平均有功损耗最小作为目标函数 $F_1 = \min f_{\text{loss}} = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^N \left(\frac{P_i^2 + Q_i^2}{U_i^2} \right) \times R_i$, 其中, f_{loss} 为系统有功损耗; N 为支路数; P_i 、 Q_i 为支路 i 的有功、无功负荷; U_i 为支路 i 的首端母线电压; R_i 为支路 i 的阻抗。

1.1.2 系统节点电压偏差

电压偏差能够反映系统电压分布的稳定情况,是电能质量的重要评价指标之一,其表达式为 $f_{\Delta u} = \sum_{k=1}^N \frac{|U_k - U^{\text{spec}}|}{U_{\text{max}} - U_{\text{min}}}$, 其中, U_k 为节点 k 的电压; U^{spec} 为节点 k 电压期望值; U_{max} 、 U_{min} 为节点 k 允许的电压上限与下限。

因为在无功优化的过程中,系统电压可能会出现越限的情况,所以在其基础上增加一个惩罚函数,将其作为目标函数

$$F_2 = \frac{1}{24} \left(\sum_{k=1}^N \frac{|U_k - U^{\text{spec}}|}{U_{\text{max}} - U_{\text{min}}} + \lambda \sum_{k=1}^N \left(\frac{\Delta U_k}{U_{\text{max}} - U_{\text{min}}} \right)^2 \right), \Delta U_k = \begin{cases} U_k - U_{\text{max}}, & U_k > U_{\text{max}}, \\ 0, & U_{\text{min}} \leq U_k \leq U_{\text{max}}, \\ U_{\text{min}} - U_k, & U_k < U_{\text{min}}, \end{cases}$$

其中, λ 为惩罚参数,本文令 $\lambda = 1$ 。

1.2 约束条件

在无功优化的过程中,为了确保电力系统输出的电能质量、配电网的安全性与经济性,变量必须满足一定的约束条件。约束条件主要分为两类:等式约束与不等式约束。

1.2.1 等式约束

等式约束主要是指系统接入 DG 后有功功率与无功功率平衡的潮流约束 $P_{Gi} + P_{DG_i} - P_{Li} = U_i \sum_{j=1}^N U_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij})$, $Q_{Gi} + Q_{DG_i} + Q_{Ci} - Q_{Li} = U_i \sum_{j=1}^N U_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij})$, 其中, P_{Gi} 、 Q_{Gi} 分别为节点 i 中发电机注入的有功与无功功率; P_{DG_i} 、 Q_{DG_i} 分别为节点 i 中 DG 注入的有功与无功功率; Q_{Ci} 为节点 i 中无功补偿装置的补偿量; P_{Li} 、 Q_{Li} 分别为节点 i 中负荷消耗的有功与无功功率。

1.2.2 不等式约束

不等式约束主要由状态变量约束和控制变量约束组成。状态变量约束即电压幅值的约束 $U_{\text{min}} \leq U_k \leq U_{\text{max}}$, 控制变量约束即 OLTC 挡位约束、SC 投切组数约束、SVC 补偿容量约束、DG 出力约束 $K_{T_{\text{min}}} \leq K_T \leq K_{T_{\text{max}}}$, $0 \leq N_C \leq N_{C_{\text{max}}}$, $Q_{\text{SVCmin}} \leq Q_{\text{SVC}} \leq Q_{\text{SVCmax}}$, $Q_{\text{DGmin}} \leq Q_{\text{DG}} \leq Q_{\text{DGmax}}$, $X_{\text{Cmin}} \leq X_C \leq X_{\text{Cmax}}$, $X_{\text{SVCmin}} \leq$

$X_{SVC} \leq X_{SVCmax}, X_{DGmin} \leq X_{DG} \leq X_{DGmax}$, 其中, K_T 为 OLTC 分接头调节档位; N_C 为 SC 的投切组数; Q_{SVC} 、 Q_{DG} 分别为 SVC 和 DG 的无功补偿量; X_C 、 X_{SVC} 、 X_{DG} 分别为 SC、SVC 和 DG 的接入位置。

1.3 变量处理

无功优化同时含有连续与离散变量. 连续变量如 SVC、DG 无功补偿量, 可以按照正常优化迭代进行. 离散变量如 OLTC 分接头调节档位、SC 投切组数等, 通过对连续空间的值取整得到, 连续空间的上下限对应离散空间的上下限^[10].

1.4 理想点决策

通过多目标鲸鱼算法得到的最优前沿折中解, 其人为选择具有强烈的主观性, 为了避免这种情况选择欧氏距离最短的点作为折中解. 首先要将目标函数进行归一化 $y_h(x_m) = \frac{F_h(x_m) - F_h^{\min}}{F_h^{\max} - F_h^{\min}}$, 其中, $y_h(x_m)$ 为第 m 个非支配解的第 h 个目标函数的归一值; $F_h(x_m)$ 为第 m 个非支配解的第 h 个目标函数的实际值; F_h^{\max} 、 F_h^{\min} 为第 h 个目标函数的最大值与最小值.

归一化后的 Pareto 最优前沿的理想点为 $(0, 0)$, 可以计算出每个支配解到理想点的欧氏距离 $y(x_m) = \sqrt{\sum_h (y_h(x_m) - 0)^2}$, 其中, $y(x_m)$ 为第 m 个非支配解到理想点的欧氏距离.

2 单目标鲸鱼算法

鲸鱼优化算法是一种模拟鲸鱼觅食行为的群智能优化算法^[18]. 座头鲸的捕食行为可以分为包围猎物、气泡网攻击、搜索猎物 3 个阶段, 其数学模型如下所示.

2.1 包围猎物

座头鲸能识别猎物的位置并包围它们, WOA 算法假设当前最优解为目标猎物所在位置 $D = |C \times X^*(t) - X(t)|$, $X(t+1) = X^*(t) - A \times D$, 其中, X^* 是当前最优解的位置; X 是当前解的位置; t 表示迭代次数; 其中 A 和 C 决定了座头鲸捕食的步长. $A = 2a \times r - a$, $C = 2 \times r$, 其中, a 是从 2 线性减小到 0 的收敛因子; r 是 $[0, 1]$ 之间的随机数.

2.2 气泡网攻击

气泡网攻击是座头鲸特有的吐气泡捕食行为, WOA 通过两种数学模型来模拟其捕食行为, 处于系统开发阶段. 第一种是通过降低 A 的值来实现的收缩包围机制, 此时 $0 \leq A \leq 1$; 第二种是通过螺旋更新. 座头鲸在捕食的过程中, 两种运动是同步进行的, 通过随机数 p 控制.

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \times D, & p < 0.5, \\ D' \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) + X^*(t), & p \geq 0.5, \end{cases}$$

其中, $D' = |X^*(t) - X(t)|$ 表示座头鲸到当前猎物的距离; b 表示螺旋更新的常数; l 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数.

2.3 搜索猎物

座头鲸会根据彼此的位置进行随机搜索, 处于系统探索阶段, 此时 $A > 1$. $D = |C \times X_{rand} - X|$, $X(t+1) = X_{rand} - A \times D$, 其中, X_{rand} 表示从种群中随机选择的座头鲸位置.

3 多目标鲸鱼算法

3.1 种群初始化

在算法的迭代过程中, 解的质量受到种群初始位置分布的影响, 分布均匀的初始位置有利于提高算法的搜索范围, 提高收敛精度. 为了让迭代初期, 有较多的初始解, 采用以“迭代次数换取初始位置”的策略^[19], 通过减少 N 次迭代次数, 增加 N 倍的种群初始位置, 提高初始解的质量.

因为随机产生的初始位置分布不均匀, 而混沌映射具有随机性、遍历性等特点, 通过将优化变量进行处理, 可以得到具有多样性的初始种群. 不同的混沌映射的优化能力不同, 目前文献采用 Logistic 映射较多, 但

是其在 $[0, 0.1]$ 和 $[0.9, 1.0]$ 区域内有较高的取值,而 Tent 映射具有更好的遍历性与均匀性,能够产生分布均匀的初始位置^[20].所以,本文采用 Tent 映射初始化种群 $z_{n+1} = \begin{cases} z_n/\alpha, 0 \leq z_n \leq \alpha, \\ \frac{1-z_n}{1-\alpha}, \alpha \leq z_n \leq 1, \end{cases}$ 其中, z_n 表示混沌变量, α 属于可变参数,取值在 $[0, 1]$ 之间.

3.2 Pareto 解集的归档与筛选

在多目标鲸鱼算法寻优的过程中,需要不断地更新 Pareto 解集,并将解放入档案库中,主要分为下面几个步骤:

1) 在未达到最大迭代次数时,计算所有个体的目标函数值,找到所有的非支配新解.再与档案库的非支配解比较,当档案库里至少有一个解支配新解时,则放弃新解,其余无支配关系的新解归档,存入档案库.

2) 当档案库解的个数超过最大允许值时,需要删除一个解,直到满足要求.基于拥挤距离排序,采用轮盘赌的方法删除超过最大允许值的非支配解,解的拥挤度越大,其分布越密集,则被删除的概率越大.第 i 个解的拥挤距离 $d_i = d_i + \frac{f_m(i+1) - f_m(i-1)}{f_m^{\max} - f_m^{\min}}$, 其中, $f_m(i+1)$ 、 $f_m(i-1)$ 为第 i 个解的前一个与后一个解的第 m 个目标函数; f_m^{\max} 、 f_m^{\min} 分别为第 m 个目标函数的最大值与最小值.

3.3 领导者的选择

单目标优化的领导者可以直接选择当前的最优解,而多目标优化的目标函数之间相互影响、彼此制约^[21],不存在唯一的最优解,给领导者的选择带来了一定的挑战.考虑到 Pareto 解集要具有更好的收敛性与分布性,在尽可能多地找到位于 Pareto 最优前沿上解的同时,得到分布均匀的解,本文将选择非支配解到理想点欧氏距离最短的个体作为一半种群的领导者,另一半种群则基于自适应网格法^[11]选择领导者.

3.4 涡流形成和 FADs 效应

由于算法在迭代的过程中,可能会陷入局部最优,本文受文献^[22]启发引入涡流形成和鱼类聚集装置 (fish aggregating devices, FADs) 效应.在自然界中, FADs 会影响海洋生物的觅食能力,在算法中将其认为是局部最优.海洋生物在 80% 的时间都在 FADs 附近觅食,其余 20% 的时间,它们会通过更长的跳跃来找到下一个猎物分布的环境.

将 FADs 效应与鲸鱼觅食行为相结合,在 80% 的时间内鲸鱼按照原来的方式觅食,剩余时间会在不同的维度上进行更长的跳跃

$$X(t+1) = X(t) + \frac{A}{2} [X_{\min} + r \times (X_{\max} - X_{\min})] \times U, \quad (1)$$

其中, A 为鲸鱼算法的变量; r 表示 $[0, 1.0]$ 的随机数; X_{\max} 、 X_{\min} 分别为变量的上、下限; U 为二进制向量,通过产生 $[0, 1.0]$ 的随机数,若其大于 0.8,则为 1.0.

综上所述,在单目标鲸鱼算法通过参数 α 的变化,让种群从全局搜索逐步到局部搜索,通过随机数 p 让其在两种运动切换的基础上,多目标鲸鱼算法通过 Tent 映射初始化种群提高算法后续的搜索能力,基于拥挤距离排序删除相对劣势的非支配解,选择不同的领导者找到更多位于 Pareto 最优前沿上且分布均匀的解,最后考虑 FADs 效应,增强算法的全局搜索能力,当达到最大迭代次数时,算法结束,其具体流程如附录图 S1 所示.

4 算例验证与结果分析

4.1 本文算法分析

为了验证本文所提的多目标鲸鱼算法及无功优化数学模型的合理性与有效性,在保证 IEEE33 节点系统原有线路参数不变的情况下,将改动后的系统进行算例分析.系统三相功率基准值为 $10 \text{ MV} \cdot \text{A}$, 线电压基准值为 12.66 kW . 节点电压的约束范围为 $[0.95, 1.05]$ pu. 风光机组出力与负荷的波动趋势参考文献^[23], 如图 1 所示.在原系统的 11 节点、22 节点接入动态负荷^[24].系统的优化变量为 SVC、SC、OLTC、额定容量为

0.6 MW 的风电和光伏机组,系统中的各设备具体参数如附录表 S1 所示。

为了公平地比较本文采用的算法与其他算法的寻优能力,一致选择最大迭代次数、种群规模、档案库最大容量分别为 100、50、20。选择多目标粒子群算法^[25](multi-objective particle swarm optimization, MOPSO),多目标灰狼算法^[26](multi-objective gray wolf optimizer, MOGWO)作为比较,验证 MOWOA 的性能,它们的 Pareto 解集如图 2 所示。

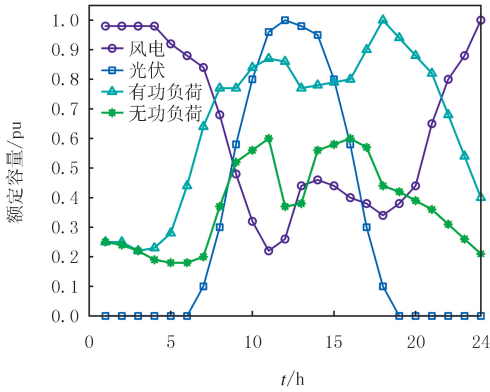


图1 风光机组和负荷的24 h波动曲线

Fig.1 24 h fluctuation curve of wind turbine photovoltaic and load

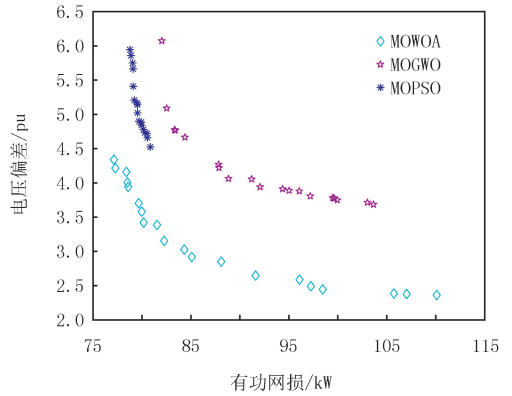


图2 不同算法的Pareto寻优结果

Fig.2 Pareto optimization results of different algorithms

从图 2 可以看出,在设置参数相同的情况下,MOPSO 算法相比于 MOGWO 算法具有更好的寻优能力,但是 Pareto 解集的分布较为集中,缺乏多样性.而本文选择的 MOWOA 算法具有更强的探索与开发能力,通过增加 FADS 判定,有利于种群跳出局部最优解,增强了其全局搜索能力,从而获得的 Pareto 解集相比于其他两种算法更加靠近真实的 Pareto 最优前沿;通过选择不同的领导者,增强了其局部搜索能力,有利于 Pareto 解集分布更加均匀。

另一方面,不同算法最优解、最劣解、折中解的目标函数值如表 1 所示.在双目标函数的 Pareto 解集中,单个目标函数的最优解,对应着另一个目标函数的最劣解,其处于解集的边缘.而本文的算法能够搜索到更优的解,说明其最优解集分布范围广,Pareto 解集分布更优.MOWOA 算法的折中解相比于 MOPSO 的折中解,在有功损耗仅提高 6.97%的情况下,电压偏差却降低了 41.83%;相比于 MOGWO 算法的折中解,在有功损耗降低的同时,电压偏差也降低,说明了本文算法的优越性。

表 1 不同算法的目标函数值

Tab. 1 Objective function values of different algorithms

目标	标准	MOPSO	MOGWO	MOWOA	目标	标准	MOPSO	MOGWO	MOWOA
有功损耗/kW	最优解	78.76	82.01	77.12	电压偏差/pu	最优解	4.52	3.69	2.36
	最劣解	80.84	103.63	110.09		最劣解	5.94	6.07	4.34
	折中解	79.53	97.18	85.07		折中解	5.02	3.81	2.92

4.2 策略分析

为了验证本文所提策略的有效性,基于上述参数设置 4 个案例进行分析,案例 1 为未接入任何装置,案例 2 为接入风光与动态负荷,案例 3 为固定风光、无功补偿器的位置进行无功优化,接入位置参考文献[4],案例 4 为将装置接入位置作为变量进行无功优化.不同案例的 Pareto 解集如图 3 所示,其折中解的无功优化效果如表 2 所示。

从表 2 的无功优化效果可以看出,在将装置的接入位置加入变量后,案例 4 可以充分利用装置的无功补偿能力,实现风光机组与无功补偿装置的协调运行,能够有效降低系统有功损耗与电压偏差,保证配电网的电能质量,实现经济安全运行.已知案例 4 的无功优化效果最好,所以图 4 展示了风光机组、SVC 的无功出力情况。

在不进行无功优化时,案例 2 相比于案例 1,平均有功损耗下降 22.71%,且在 14 h 内全天有功损耗最小达到 152.63 kW (图 5(a)).这是因为此时风光机组出力较大,从而说明风光机组并入电网可以帮助系统降低有功损耗.案例 4 通过协同各个装置,根据风光机组与负荷的变化,进行全天的动态无功补偿,在其出力最大时,有功损耗下降至 68.14 kW.而且相比于案例 3 平均有功损耗下降 6.29%,降低有功损耗效果更好.

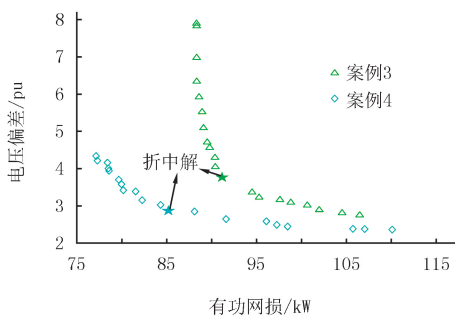


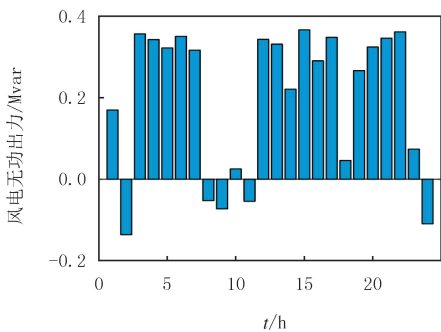
图3 不同案例的Pareto寻优结果

Fig.3 Pareto optimization results in different cases

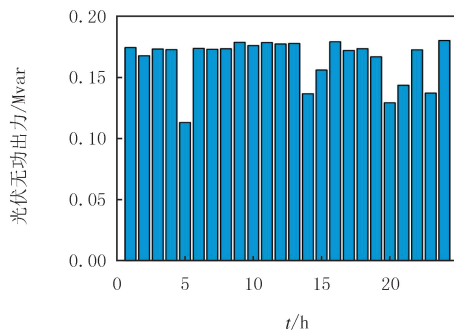
表 2 不同案例下折中解的无功优化效果

Tab. 2 Reactive power optimization effect of compromise solution under different cases

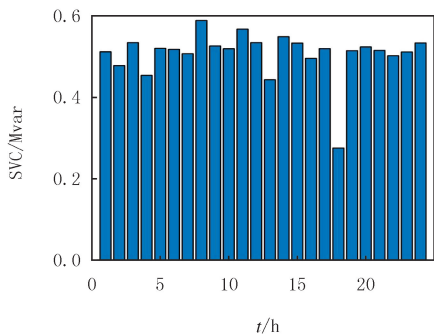
参数	案例 3	案例 4	参数	案例 3	案例 4
有功损耗/kW	90.78	85.07	光伏机组无功补偿容量/Mvar	3.15	3.96
电压偏差/pu	3.76	2.92	SVC 接入位置	18,33	30,11
风电机组接入位置	11	32	SVC 无功补偿容量/Mvar	9.36,13.74	12.18,16.58
风电机组无功补偿容量/Mvar	3.03	5.21	SC 接入位置	29	29
风电机组吸收无功容量/Mvar	0.88	0.43	SC 无功补偿容量/Mvar	8.1	9.3
光伏机组接入位置	25	17	OLTC 平均所处档位/pu	2.75	3.83



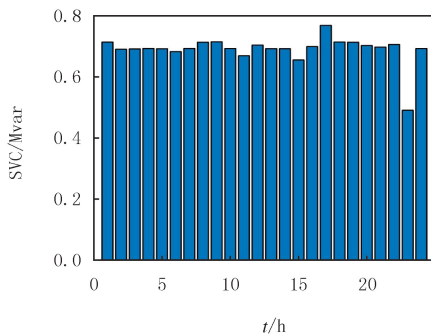
(a) 风电机组



(b) 光伏机组



(c) 第30节点SVC



(d) 第11节点SVC

图4 案例4的各装置无功出力

Fig.4 Reactive power output of each device in Case 4

在接入风光机组后,线路末端如 18 节点与 33 节点的平均电压幅值由 0.913 pu、0.916 pu 上升至 0.929 pu、

0.924 pu,且电压偏差相比于案例1下降15.18%(图5(b)).说明风光机组的并网能够抬高一定的电压,但不满足系统运行规划,需要进行无功补偿.经过无功优化后,案例4相比于案例3,将靠近变压器的如2节点与19节点平均节点电压幅值从1.03 pu下降至1.02 pu,且电压偏差下降22.34%,说明在OLTC档位改变时,案例4能够保证适当的无功补偿,更好地稳定节点电压.案例4不同时段节点电压幅值处于0.97~1.03 pu,满足系统的运行规划(附录图S2).

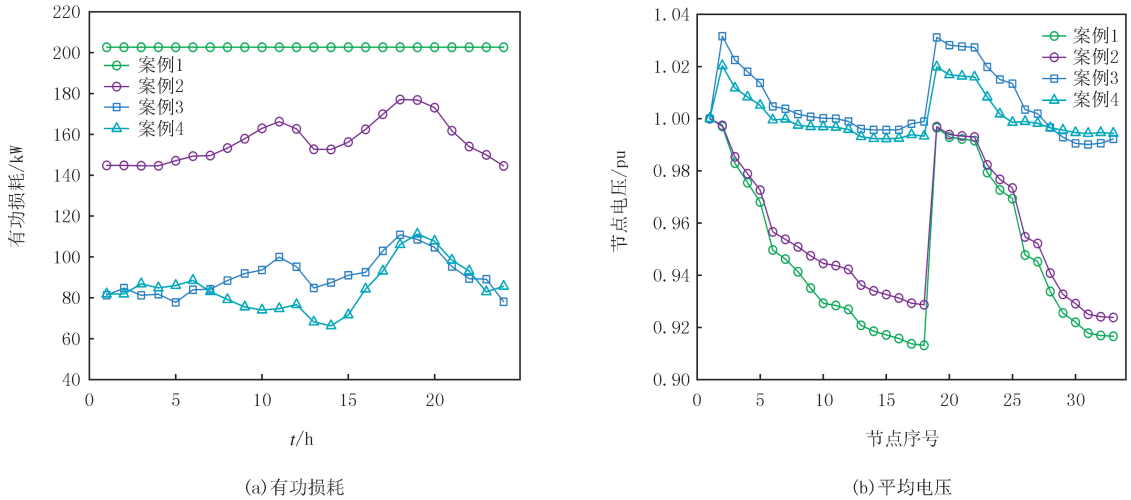


图5 不同案例的有功损耗和平均电压对比

Fig.5 Comparison of active power losses and average voltages in different cases

5 结 论

本文基于 IEEE 标准 33 节点系统,建立了含风光机组与负荷波动的动态无功优化数学模型,得到结论如下:

- 1)通过分种群选择领导者,FADS 判定等方法的 MOWOA,能够获得更优的 Pareto 解集,更好地平衡算法的局部与全局搜索能力.
- 2)通过风光机组与 SVC 等装置的动态协同控制数学模型,能够减小 DG 输出功率波动对配电网的影响,有效降低系统有功损耗与电压偏差.
- 3)通过将风光等设备的并网位置加入变量,系统能够进行高效的协同无功优化,有助于提高系统的电能质量与运行经济性.

本文在研究动态无功优化过程中取得了一定成果,但存在考虑不足的地方.未来可以从 OLTC、SC 等设备的投切次数限制,在系统中加入其他形成 DG 等方面进行深入研究.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2023.12.04.0002).

参 考 文 献

- [1] 杨亘焯,孙荣富,丁然,等.计及光伏多状态调节能力的配电网多时间尺度电压优化[J].中国电力,2022,55(3):105-114.
YANG G Y,SUN R F,DING R,et al.Multi time scale reactive power and voltage optimization of distribution network considering photovoltaic multi state regulation capability[J].Electric Power,2022,55(3):105-114.
- [2] 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电网无功优化[J].南方电网技术,2022,16(6):14-22.
LI Z J,GUO P Q,MA N N,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.
- [3] 肖浩,裴玮,邓卫,等.分布式电源对配电网电压的影响分析及其优化控制策略[J].电工技术学报,2016,31(S1):203-213.
XIAO H,PEI W,DENG W,et al.Analysis of the influence of distributed generation on distribution network voltage and its optimal con-

- trol strategy[J].Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(S1):203-213.
- [4] 刘梦依,邱晓燕,张志荣,等.计及风光出力相关性的配电网多目标无功优化[J].电网技术,2020,44(5):1892-1899.
LIU M Y, QIU X Y, ZHANG Z R, et al. Multi-objective reactive power optimization of distribution network considering output correlation between wind turbines and photovoltaic units[J].Power System Technology,2020,44(5):1892-1899.
- [5] 曹生让,丁晓群,王庆燕,等.基于反向云自适应粒子群算法的多目标无功优化[J].中国电力,2018,51(7):21-27.
CAO S R, DING X Q, WANG Q Y, et al. Multi-objective reactive power optimization based on opposition-based learning cloud model adaptive particle swarm optimization[J].Electric Power,2018,51(7):21-27.
- [6] 祁升龙,李磊,何玉鹏,等.基于 BSSSO 算法的无功补偿容量优化方法[J].中国电力,2023,56(1):106-111.
QI S L, LI L, HE Y P, et al. Reactive power compensation capacity optimization method based on BSSSO algorithm[J].Electric Power,2023,56(1):106-111.
- [7] 邓长虹,马庆,肖永,等.基于自学习迁移粒子群算法及高斯罚函数的无功优化方法[J].电网技术,2014,38(12):3341-3346.
DENG C H, MA Q, XIAO Y, et al. Reactive power optimization based on self-learning migration particle swarm optimization and Gaussian penalty function[J].Power System Technology,2014,38(12):3341-3346.
- [8] 刘文学,梁军,负志皓,等.基于可信理论的多目标模糊机会约束无功优化[J].电工技术学报,2015,30(21):82-89.
LIU W X, LIANG J, YUN Z H, et al. Multi-objective fuzzy chance constrained optimal reactive power flow based on credibility theory[J].Transactions of China Electrotechnical Society,2015,30(21):82-89.
- [9] 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.
LI X L, GAO J F. Improved particle swarm optimization algorithm for multi-objective reactive power optimization of distribution network[J].Electric Power Automation Equipment,2019,39(1):106-111.
- [10] 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 L, WU C, HUANG W, 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.
- [11] 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[2023-06-24].<https://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20220106.1221.002.html>.
- [12] LIAN L. Reactive power optimization based on adaptive multi-objective optimization artificial immune algorithm[J].Ain Shams Engineering Journal,2022,13(5):101677.
- [13] SONG J Y, LU C, MA Q, et al. Distributed integrated synthetic adaptive multi-objective reactive power optimization[J].Symmetry,2022,14(6):1275.
- [14] SINGH H, SAWLE Y, DIXIT S, et al. Optimization of reactive power using dragonfly algorithm in DG integrated distribution system[J].Electric Power Systems Research,2023,220:109351.
- [15] 薛成,曹戈,王争冕,等.基于鲸鱼群算法的交直流混联系统无功电压控制方法研究[J].电网与清洁能源,2023,39(9):67-73.
XUE C, CAO G, WANG Z M, et al. Research on the reactive power and voltage control method for AC-DC hybrid systems based on the whale swarm algorithm[J].Power System and Clean Energy,2023,39(9):67-73.
- [16] LOU J L, LI L L. Dynamic economic environmental dispatch of power system using an improved whale algorithm[J].Journal of Physics: Conference Series,2022,2409(1):012017.
- [17] 李军,颜辉,张仰飞,等.配电网和微网中分布式电源选址定容方法对比分析[J].电力系统保护与控制,2017,45(5):147-154.
LI J, YAN H, ZHANG Y F, et al. Comparison of locating and sizing methods of DGs between in micro-grids and in distribution network[J].Power System Protection and Control,2017,45(5):147-154.
- [18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J].Advances in Engineering Software,2016,95:51-67.
- [19] 高栋.群智能优化算法的改进研究[D].赣州:江西理工大学,2020.
GAO D. Research on the improvement of swarm intelligence optimization algorithm[D].Ganzhou:Jiangxi University of Science and Technology,2020.
- [20] 滕志军,吕金玲,郭力文,等.一种基于 Tent 映射的混合灰狼优化的改进算法[J].哈尔滨工业大学学报,2018,50(11):40-49.
TENG Z J, LYU J L, GUO L W, et al. An improved hybrid grey wolf optimization algorithm based on Tent mapping[J].Journal of Harbin Institute of Technology,2018,50(11):40-49.
- [21] 崔兴宇.基于多种群协同的粒子群优化算法及其在电力系统经济调度中的应用[D].南京:南京邮电大学,2022.
CUI X Y. Particle swarm optimization algorithm based on multi-swarm coordination and its application in power system economic dispatch[D].Nanjing:Nanjing University of Posts and Telecommunications,2022.
- [22] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, MIRJALILI S, et al. Marine Predators Algorithm: a nature-inspired metaheuristic[J].Expert Systems with Applications,2020,152:113377.
- [23] 高海淑,张玉敏,吉兴全,等.基于场景聚类的主动配电网分布鲁棒综合优化[J].电力系统自动化,2020,44(21):32-41.
GAO H S, ZHANG Y M, JI X Q, et al. Scenario clustering based distributionally robust comprehensive optimization of active distribution

network[J].Automation of Electric Power Systems,2020,44(21):32-41.

- [24] 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 T, YU L, YAO J F, 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.
- [25] COELLO C A C, PULIDO G T, LECHUGA M S.Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J].IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2004,8(3):256-279.
- [26] MIRJALILI S, SAREMI S, MIRJALILI S M, et al.Multi-objective grey wolf optimizer:a novel algorithm for multi-criterion optimization [J].Expert Systems with Applications,2016,47:106-119.

Research on dynamic reactive power optimization of distribution network based on multi-objective whale optimization algorithm

Xia Zhenglong, Chen Yu, Lu Liangshuai, Li Can, Zhang Cheng

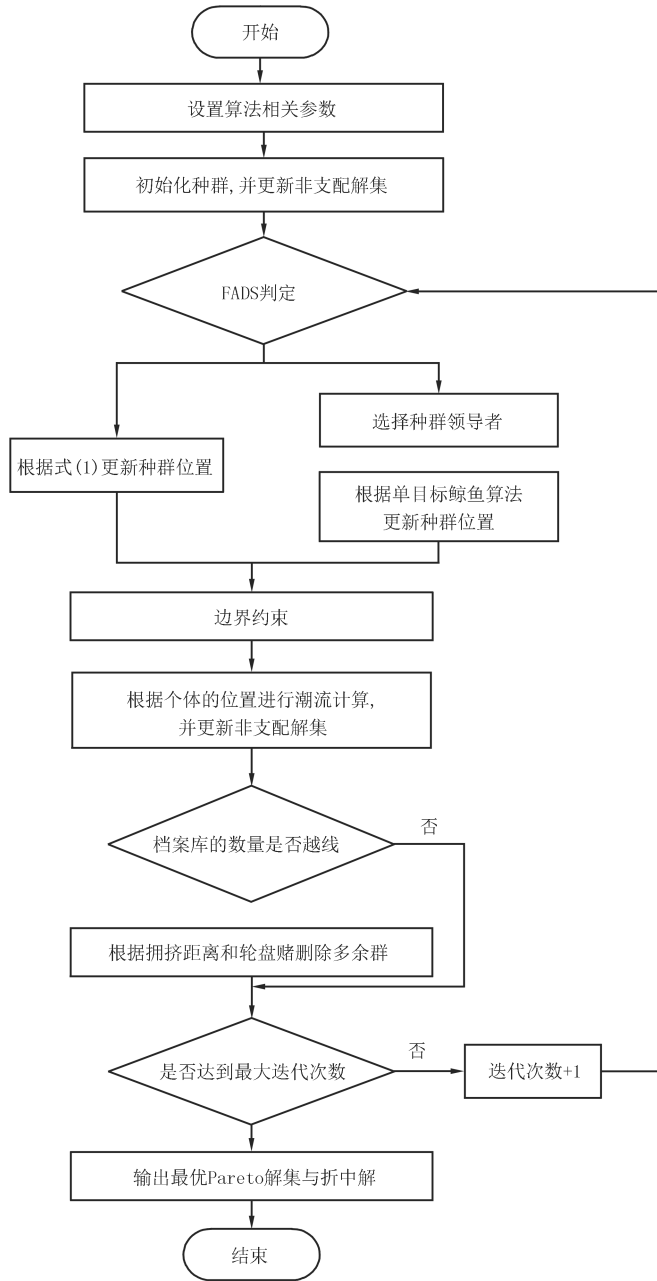
(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

Abstract: With the large number of distributed generation such as photovoltaic and wind power connected to the power system, the security and economy of the power grid have been challenged. In order to adapt to the uncertainty of wind-landscape output, considering the influence of its access location on the power grid, a dynamic reactive power optimization model of distribution network with wind-landscape is built. The multi-objective whale optimization algorithm is used to solve the model, the network loss and voltage deviation are normalized, and the solution with the smallest Euclidean distance is selected as the compromise solution of Pareto optimal solution set. Finally, through the IEEE standard 33-node simulation, the results verify that the integration of distributed generation can effectively reduce the net-work loss and voltage deviation of the system. Compared with other traditional multi-objective algorithms, the proposed algorithm can obtain a Pareto solution set with more uniform distribution and higher convergence accuracy.

Keywords: distributed generation; dynamic reactive power optimization; Pareto solution set; multi-target whale optimization algorithm

[责任编辑 杨浦 陈留院]

附录



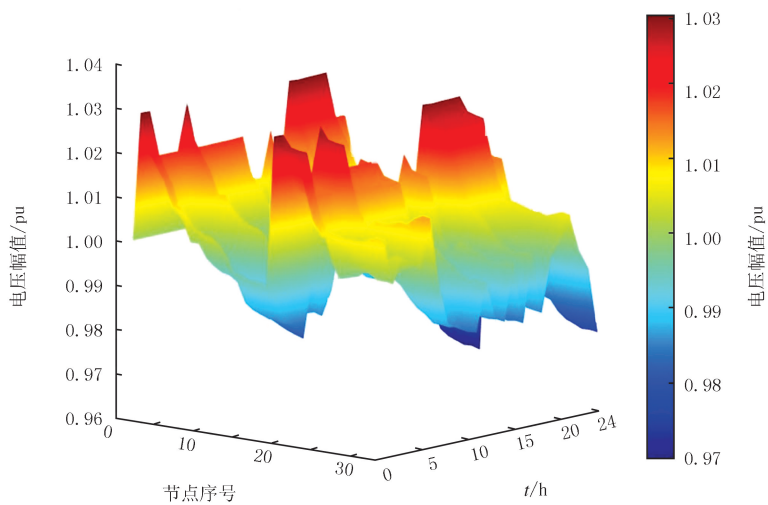
图S1 多目标鲸鱼算法流程

Fig.S1 Flow chart of MOWOA algorithm

表 S1 电压调节装置参数

Tab. S1 Voltage regulating device parameters

设备	参数	安装节点限制
OLTC	$\pm 5 \times 1\%$	1
SVC1	0~0.6 Mvar	2~33
SVC2	0~0.8 Mvar	2~33
SC	5×0.1 Mvar	2~33
WT	-0.2~0.4 Mvar	2~33
PV	0~0.2 Mvar	2~33



图S2 案例4不同时间段的节点电压分布

Fig.S2 Case 4 Node voltage distribution at different time periods