

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108677

基于改进麻雀搜索算法的微网容量优化配置*

马纪梅 张欣彤 张政林 谢波

(河北工业大学省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300130)

摘要: 为得到微电网中各微电源的最佳容量配比,满足负荷的出力需求,本文针对含风光柴储的并网型微电网,以综合运行成本最低为目标函数,以分布式电源出力及污染物排放量为约束条件,建立容量优化配置模型。采用折射反向学习机制、差分变异交叉选择策略及动态步长因子改进标准麻雀搜索算法对模型进行求解,并与鲸鱼优化算法、差分算法、灰狼算法、麻雀搜索算法进行对比。选取宁夏地区两个典型日进行算例分析,所求成本较其他4种算法分别降低3.05%、4.12%、8.46%及1.13%。仿真结果表明所提模型具有合理性,且改进的SSA具有良好的寻优能力。

关键词: 并网型微电网;容量优化;麻雀搜索算法;折射反向学习

中图分类号: TM71 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4054

Microgrid capacity optimization based on improved sparrow search algorithm

Ma Jimei Zhang Xintong Zhang Zhenglin Xie Bo

(State Key Laboratory of Reliability and Intellectualization of Electrical Equipment Jointly Built by Province and Ministry, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: In order to obtain the optimal capacity ratio of the micro power sources in the microgrid, and satisfy the output demand of the load, this paper establishes a capacity optimization configuration model for the grid-connected microgrid with wind, solar, diesel and battery, and takes the lowest comprehensive operating cost as the objective function, and the distributed power output and pollutant emissions as constraints. Using refracted opposition-based learning strategy, differential mutation, cross selection strategies and the dynamic step factor to improve the standard sparrow search algorithm to solve the model, and comparing with whale optimization algorithm, differential evolution, gray wolf optimizer, and sparrow search algorithm. Two typical days in Ningxia are selected for analysing of calculation examples, the required cost is 3.05%, 4.12%, 8.46% and 1.13% lower than the other four algorithms respectively. The simulation results show that the proposed model is reasonable, and the improved sparrow search algorithm has better optimization ability.

Keywords: grid-connected microgrid; capacity optimization; sparrow search algorithm; refracted opposition-based learning

0 引言

随着燃料燃烧造成的环境问题的加剧,开发和利用新能源引起了人们的密切关注^[1]。风能和太阳能凭借其易获取、无污染、成本低等优势,得到了广泛的开发利用^[2]。但是风、光资源受天气的影响,具有很强的不确定性和间歇性,并网时会导致电力系统稳定性下降,并造成弃风、弃光现象的出现。为了合理地开发利用新能源,降低系统运行的经济成本,提高系统稳定性,需要寻找分布式电源的最优容量配比。

针对微网系统中分布式电源的最优配置问题,国内外已有相关研究。文献[3]首先考虑系统供电的可靠性,其次考虑经济性,利用天牛须搜索遗传算法,得到模型最优容量配比,但未考虑柴油发电机运行所造成的环境污染治理费用问题;文献[4]建立了风光储系统协同优化模型,将电量不足期望值作为可靠性评估指标,结合改进二阶振荡粒子群算法对该模型求解,但储能单元的大量增加会造成空间的局限性;文献[5]考虑混合储能系统的荷电状态,综合分析微电网运行的稳定性和经济性,选用粒子群算法进行优

收稿日期:2021-12-24

* 基金项目:天津市自然科学基金重点项目(19JCZDJC32100)资助

化求解,但传统粒子群算法易陷入局部最优解,收敛能力和寻优能力不足;文献[6]引入基于电力弹簧的分布式虚拟储能,提出了含主配储能的微网风光储容量双层优化配置方法,采用改进的粒子群算法对某算例进行仿真分析,但未考虑不同天气对系统容量配置的影响;文献[7]将价格需求响应的不确定性考虑到微网经济运行优化模型中,并提出混合差分粒子群算法用于模型求解。

在上述研究的基础上,本文以并网型微网为研究对象,对其模型进行优化。考虑两种不同的天气对容量配置模型的影响,采用折射反向学习机制、差分变异交叉选择策略及动态步长因子改进标准麻雀搜索算法(SSA),提高算法的收敛速度及收敛精度。选取两个典型日对模型进行求解,验证所提模型及改进算法的有效性。

1 互补发电系统出力模型

在进行容量配置时,互补发电系统由风力发电机、光伏发电阵列、储能系统、柴油机及交、直流负载组成。互补发电系统结构如图1所示。

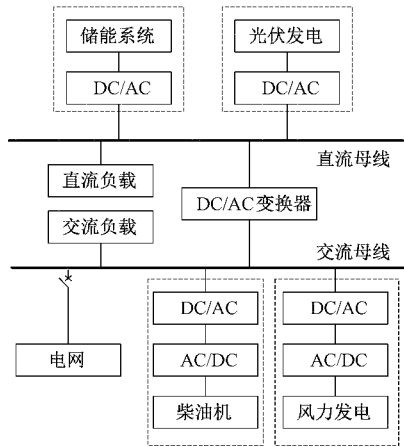


图1 互补发电系统原理

1.1 风机出力模型

风力发电机的运行状态与风速的大小密切相关,其关系描述如下^[8-9]:

$$P_w = \begin{cases} 0, & v < v_{in} \\ \frac{v^3 - v_{in}^3}{v_N^3 - v_{in}^3} P_N, & v_{in} \leq v < v_N \\ P_N, & v_N \leq v < v_{out} \\ 0, & v \geq v_{out} \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_w 为风力发电机的实时输出功率; P_N 为风力发电机的额定输出功率; v_{in} 为切入风速; v_{out} 为切出风速; v_N 为额定风速。

1.2 光伏阵列出力模型

光伏发电能够实现对太阳能的充分利用,光伏阵列输出功率受到光照强度、环境温度的影响,其数学模型可描述为:

$$P_{pv}(t) = P_N \frac{G(t)}{G_{STC}} \left[1 + k \left(T(t) + \frac{30G(t)}{1000} - T_{STC} \right) \right] \quad (2)$$

式中: $P_{pv}(t)$ 为 t 时刻光伏阵列的输出功率; P_N 为标准测试条件下的额定输出功率; G_{STC} 为额定光照强度,取值为 1000 W/m^2 ; $G(t)$ 为实际光照强度; $T(t)$ 为光伏电池板表面温度; T_{STC} 为参考温度,取值为 $25 \text{ }^\circ\text{C}$; k 为温度系数,取 -0.0047 。

1.3 储能装置出力模型

在新能源发电系统中加入储能装置,能够有效地解决系统供需不平衡的问题。本文采用铅酸蓄电池作为储能元件。蓄电池的可用容量受环境温度的影响,二者关系表示如下:

$$C_{bat}(t) = C_{STC} [1 + \delta(T_{bat}(t) - T_{STC})] \quad (3)$$

式中: $C_{bat}(t)$ 为蓄电池的可用容量; C_{STC} 为蓄电池的额定容量; $T_{bat}(t)$ 为蓄电池工作点温度; δ 为容量温度系数。

蓄电池包括充电和放电两种状态^[10],其运行过程如下。

充电过程:

$$SOC(t+1) = SOC(t) + \frac{P_{bat} \Delta t \eta_{bat}}{C_{bat}(t)} \quad (4)$$

放电过程:

$$SOC(t+1) = SOC(t) + \frac{P_{bat} \Delta t}{\eta_{bat} C_{bat}(t)} \quad (5)$$

式中: $SOC(t)$ 、 $SOC(t+1)$ 分别为 t 时刻和 $t+1$ 时刻蓄电池组的荷电状态; $P_{bat}(t)$ 为 t 时刻蓄电池组充放电功率; η_{bat} 为充放电效率; Δt 为时间间隔。

1.4 柴油发电机模型

柴油发电机作为微电网系统中的后备发电机,在风能与太阳能不足,且蓄电池电量低于下限值时,保证负荷的正常运行^[11]。柴油发电机的燃油消耗量与输出功率的关系如下:

$$F_{die} = aP_{n-die} + bP_{die} \quad (6)$$

式中: F_{die} 为柴油消耗量; a 、 b 为柴油消耗曲线系数; P_{n-die} 为柴油机额定输出功率; P_{die} 为实际输出功率。

2 分布式电源容量优化配置模型

2.1 目标函数

本文建立了风光柴储互补发电系统,使得系统中设备的安装成本、运营维护成本、环境治理成本、柴油机燃料消耗成本和与电网交互的成本达到综合最优。目标函数表达式为:

$$\min C_{CF} = C_{TOT} + C_{ENV} + C_E \quad (7)$$

式中: C_{CF} 为综合成本; C_{TOT} 为互补发电系统总投资成本; C_{ENV} 为环境治理成本; C_E 为微网与电网间的交互成本。

2.2 系统投资成本

$$C_{TOT} = C_{INV} + C_{OM} + C_{FC} \quad (8)$$

式中： C_{INV} 为系统初始建设成本，即分布式电源安装所需费用； C_{OM} 为设备运行过程中的运营维护所需费用； C_{FC} 为柴油发电机燃料消耗产生的费用。

各部分成本的具体表达式如下：

$$\begin{cases} C_{INV} = \frac{r(1+r)^l}{(1+r)^l - 1} \sum_{i=1}^k N_i C_i P_i / 365l \\ C_{OM} = \sum_{i=1}^k K_i P_i / 365l \\ C_{FC} = C_{fuel} F_{fuel} \end{cases} \quad (9)$$

式中： r 为设备折旧率； l 为系统使用年限； N_i 为第 i 类电源的总数； C_i 为第 i 类电源的购买费用； P_i 为第 i 类电源的装机容量； K_i 为第 i 类电源的维护成本系数； C_{fuel} 为燃料价格； F_{fuel} 为日耗油量。

2.3 环境污染治理成本

可再生能源发电不会产生污染物，而柴油发电机运行会产生 CO 、 CO_2 、 NO_x 和 SO_2 等废气，因此需要考虑污染物治理成本^[12-13]，将其列为一项目标函数，成本折算如下：

$$C_{ENV} = \sum_{j=1}^k u_j v_j p_j \quad (10)$$

式中： k 为排放废气种类数； u_j 为第 j 类废气排放成本； v_j 为单位功率第 j 类废气排放量。

2.4 微网与电网交互成本

$$C_F = \sum_{t=1}^{24} k_{pur} P_{pur}(t) - \sum_{t=1}^{24} k_{sell} P_{sell}(t) \quad (11)$$

式中： k_{pur} 为购电单价； k_{sell} 为售电单价； $P_{pur}(t)$ 为从电网购电电量； $P_{sell}(t)$ 为向电网售电电量。

2.5 约束条件

微网系统运行时需要满足的约束条件如下：

$$\begin{cases} P_{wt}(t) - P_{pv}(t) + P_{die}(t) + P_{pur}(t) - P_{sell}(t) = P_{load}(t) \\ SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \\ P_{c,min} \leq P_c(t) \leq P_{c,max}, P_{d,min} \leq P_d(t) \leq P_{d,max} \\ P_{die,min} \leq P_{die}(t) \leq P_{die,max} \\ P_{pur}(t) \leq P_{pur,max}, P_{sell}(t) \leq P_{sell,max} \end{cases} \quad (12)$$

式中： $P_{load}(t)$ 为 t 时刻的负载功率； SOC_{max} 和 SOC_{min} 分别为蓄电池充放电深度上下限； $P_{c,max}$ 和 $P_{c,min}$ 分别为蓄电池充电功率的上下限； $P_{d,max}$ 和 $P_{d,min}$ 分别为蓄电池放电功率的上下限； $P_{die,max}$ 和 $P_{die,min}$ 分别为柴油机输出功率的上下限； $P_{pur,max}$ 为购电上限； $P_{sell,max}$ 为售电上限。

2.6 系统调度策略

计算风力发电、光伏发电所产生的功率之和与负荷功率的差值：

$$\Delta P(t) = P_{wt}(t) + P_{pv}(t) - P_{load}(t) \quad (13)$$

式中： $\Delta P(t)$ 为仅新能源发电设备投入运行时系统的净功率。

1) 若 $\Delta P(t) > 0$ ，且蓄电池电量未达充电设定最高值时，蓄电池进入充电状态；若蓄电池充入电能达到上限，则

将剩余电能售卖给电网，并且计算损失电量。

2) 若 $\Delta P(t) < 0$ ，且蓄电池剩余电量未达设定下限时，蓄电池进入放电状态；若蓄电池剩余电能达到下限，则进入购电或者柴油发电阶段。

首先进行判断，如果此时电网购电成本低于柴油发电机发电成本，则优先从电网购电，若达到购买上限，则启用柴油发电机；反之，如果电网购电成本高于柴油发电机发电成本，则优先通过柴油发电机发电，若输出功率达到上限，则从电网购电；如果二者都达到了上限仍未满足负荷需求，则计算缺额电量。

3) 判断是否超过 24 h，如果没有，则继续执行上述步骤；反之则结束。

调度策略流程如图 2 所示。

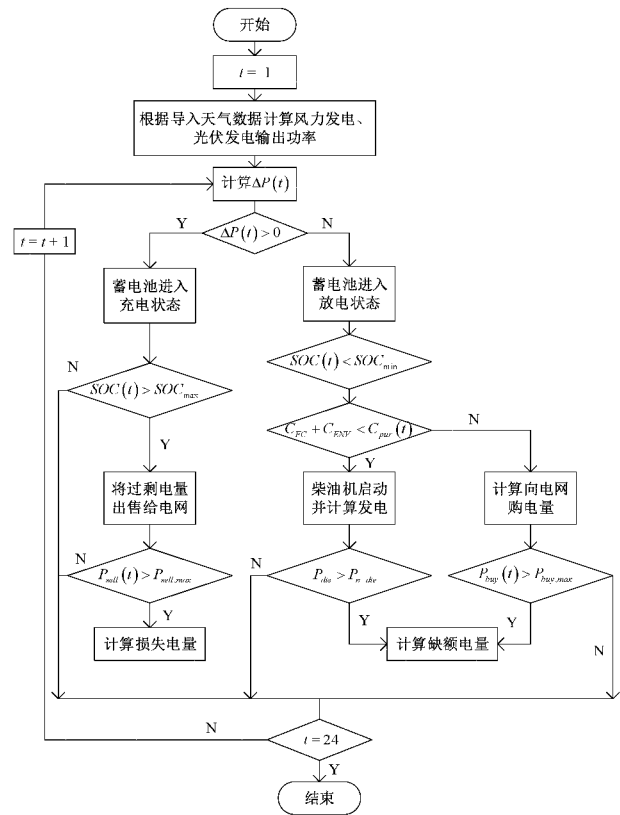


图 2 调度策略流程

3 算法优化

3.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 是一种新型优化算法，具有良好的全局及局部探索能力。其思想是模仿麻雀觅食、反捕食行为为建立数学模型进行求解^[14]。将麻雀种群分为发现者、追随者和警戒者。发现者负责指引整个种群的移动，一旦发现捕食者并且达到预设的安全值，会将群体带到安全区域；发现者和追随者是动态变化的，但总体比例维持不变，部分追随者因能量过低会自

由移动,以获取更多的能量;警戒者占总数的10%~20%,危险发生时发出警报。处于外围的麻雀迅速向安全区移动,处于中间的麻雀则随机走动,以靠近其他麻雀。

在解决问题时,可抽象化麻雀搜索算法,将麻雀定义为搜索空间中的一组解,麻雀的能量储备视为适应度值,所在位置即为解的位置向量,位置的更新为解的更新,麻雀找到食物即为找到全局最优解。

在SSA中,发现者的位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t * \exp\left(\frac{-i}{\alpha * iter_{max}}\right), & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q * L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (14)$$

式中: $X_{i,j}^t$ 表示 t 代第 i 个麻雀在第 j 维中的位置信息, $\alpha \in (0, 1]$ 是一个随机数; $R_2 (R_2 \in [0, 1])$ 和 $ST (ST \in [0.5, 1])$ 分别表示预警值和安全值; Q 为服从正态分布的随机数; L 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵,其元素均为1。

追随者的位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q * \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2 \\ X_p^{t-1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t-1}| * A^+ * L, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中: X_{worst} 为当前最差位置; X_p^{t+1} 为发现者所占据的最优位置; A 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,其元素随机赋值为1或-1; L 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵,其元素均为1。

在模拟实验中,假设警戒者的数量占总数的10%~20%,其初始化位置是随机产生的,位置更新方式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^{t+1} + \beta * |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^{t-1} + k * \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (16)$$

式中: β 为步长控制参数; X_{best}^t 为当前全局最优; k 为 $[-1, 1]$ 的随机数,控制麻雀移动的方向; f_i, f_g, f_w 分别为当前麻雀适应度值、全局最优及全局最差个体适应度值^[15]; ϵ 为较小的常数。

3.2 改进的麻雀搜索算法

1) 折射反向学习策略

SSA 随机生成初始化种群,其生成的种群分布不均匀,导致种群多样性降低,影响算法的精度。在初始化种群和历代迭代时,引入折射反向学习机制(refracted opposition-based learning, ROBL)可增强种群的多样性,其基本原理^[16]是:随机产生一组初始解,再求其反向解,计算所有解的适应度值,选择较优的解作为下一代的初始解,以增加得到最优解的概率。ROBL的原理如图3所示。

图3中, x 轴上 $[a, b]$ 代表解的搜索区域, o 为中点,入射角和反射角分别为 α, β ,入射光线和反射光线的长度分别是 l, l^* , y 轴为法线,由此可得折射率 n :

$$n = \frac{\sin\alpha}{\sin\beta} = \frac{l^* \cdot ((a+b)/2 - x)}{l \cdot (x^* - (a+b)/2)} \quad (17)$$

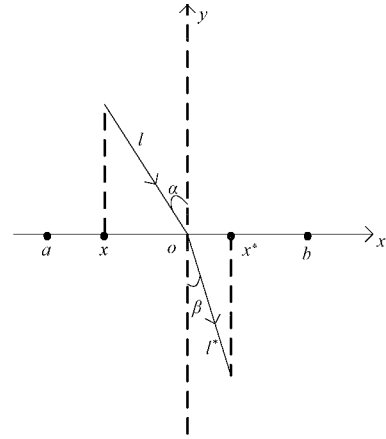


图3 折射反向学习机制原理

令 $k = l/l^*$,代入式(17)可得反向学习公式:

$$x^* = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2kn} - \frac{x}{kn} \quad (18)$$

式中: x 表示当前位置, x^* 表示 x 的折射反向解,在折射反向学习的动态过程中,可以调节折射率 n 和 k 改变折射角的更新方式。

2) 变异、交叉和选择策略

为解决SSA算法在后期出现多样性损失,易陷入局部最优的问题,引入差分变异、交叉和选择策略。SSA通过差分策略来实现个体的变异,然后进行自适应交叉,最后采用贪婪原则选择更优个体。

$$\begin{cases} X_i(t+1) = X_{p1}(t) + F * (X_{p2}(t) - X_{p3}(t)) \\ \tau = \exp\left(1 - \frac{iter_{max}}{1 + iter_{max} - t}\right) \\ F = F_0 * 2^\tau \end{cases} \quad (19)$$

$$U_i(t+1) = \begin{cases} X_{i+1}(t+1), & rand(0,1) \leq CR \\ X_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

$$X_i(t+1) = \begin{cases} U_i(t+1) & f[U_i(t+1)] < f[X_i(t)], \\ X_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: X_{p1}, X_{p2}, X_{p3} 为麻雀种群中的3个随机位置; F 为变异算子; F_0 为变异率; $CR \in [0.8, 1]$ 为随机交叉参数; f 为适应度函数。

3) 引入动态步长因子

在SSA中,警惕者的步长控制参数 β 和 k 在控制全局寻优和布局寻优能力上具有关键性的作用。但由于 β 和 k 均为随机数,会对结果产生较大的影响,因此对其步长因子进行调整。

β 和 k 的改进公式如下:

$$\beta = f_{best} - \left(\frac{iter_{max} - t}{iter_{max}}\right)^{1.5} * (f_{best} - f_{worst}) \quad (22)$$

$$k = \exp\left(-20 * \tan\left(\frac{t}{iter_{max}}\right)^2\right) * (2 * rand - 1) * (f_{best} - f_{worst}) \quad (23)$$

式中： f_{best} 为全局最优值， f_{worst} 为全局最差值。改进后的 β 呈非线性变化，在算法早期较小的 β 局部搜索能力强；后期较大的 β 可以跳出局部最优，扩大其搜索范围。 k 经改进后前期早递增趋势，后期快速下降。前期对搜索空间进行寻优，后期可以加快收敛速度。

基于所提出的改进策略，本文提出改进的麻雀搜索算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)用于容量优化配置求解的流程如图 4 所示。

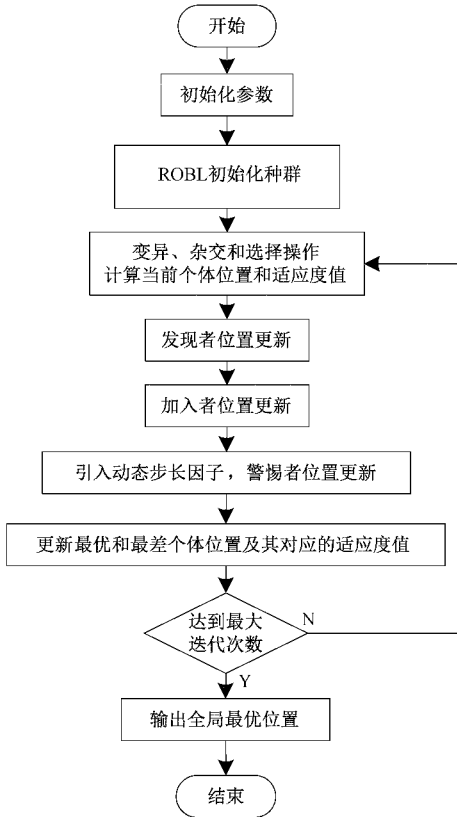


图 4 算法流程

4 算例分析

为验证不同天气状况对微网运行经济性的影响，本文选取宁夏某地区典型日 I “风大光小”和典型日 II “风小光大”两种不同的天气情况进行算例分析。

设定蓄电池的放电深度为 90%，充放电效率均为 85%，柴油价格为 6.11 元/L，污染气体 CO_2 、 SO_2 、 NO_x 排放量分别为 649、0.206、9.89 g/kW，其治理费用分别为 0.21、14.842、62.964 元/kg，在 MATLAB R2018b 的环境下，总迭代次数作为终止条件进行仿真计算。

如图 5 所示，典型日的风速、光照强度、环境温度及负荷数据作为仿真模型输入。各分布式电源的经济性参数如表 1 所示；不同时段微网系统与电网间交互电价如表 2 所示。

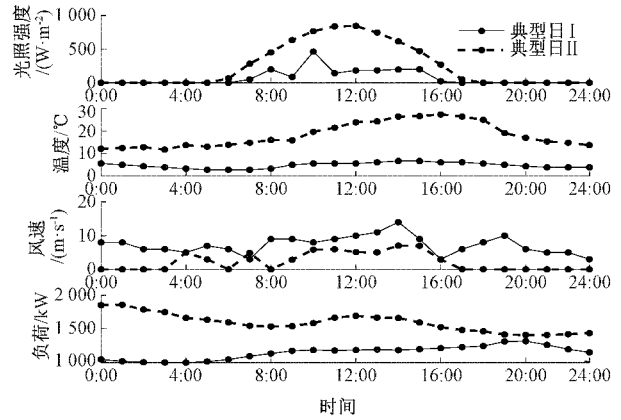


图 5 两种典型日下的天气条件及负荷需求

表 1 分布式电源经济性参数

DG	容量/ kW	投资成本/ (元/kW)	运营成本/ (元/kW)	寿命/ a
风机	25.0	4 535	35.4	20
光伏	15.0	5 000	88.7	25
蓄电池	5.0	567	459.27	2.5
柴油机	25.0	1 283	1 025.7	10

表 2 分时购、售电价

时段	时间	购电/ 元(kW·h)	售电/ 元(kW·h)
峰	6:00~11:00, 18:00~21:00	1.21	1.02
谷	11:00~18:00, 23:00~6:00	0.43	0.27
平	0:00~8:00	0.69	0.50

4.1 典型日仿真结果分析

将图 5 中的气象数据代入式(1)和(2)可得光伏及风机的出力情况如图 6 所示。根据系统调度策略得到容量优化配置结果如表 3 所示，分布式电源出力情况如图 7 所示。

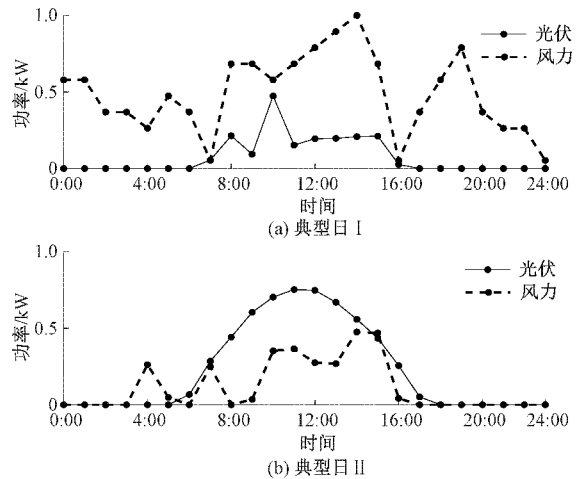


图 6 单台发电机组出力情况

表3 优化配置结果

典型日	N_{wt}	N_{pv}	N_{die}	N_{bat}	成本/元
I	101	137	8	274	7 248.87
II	150	213	13	211	9 394.80

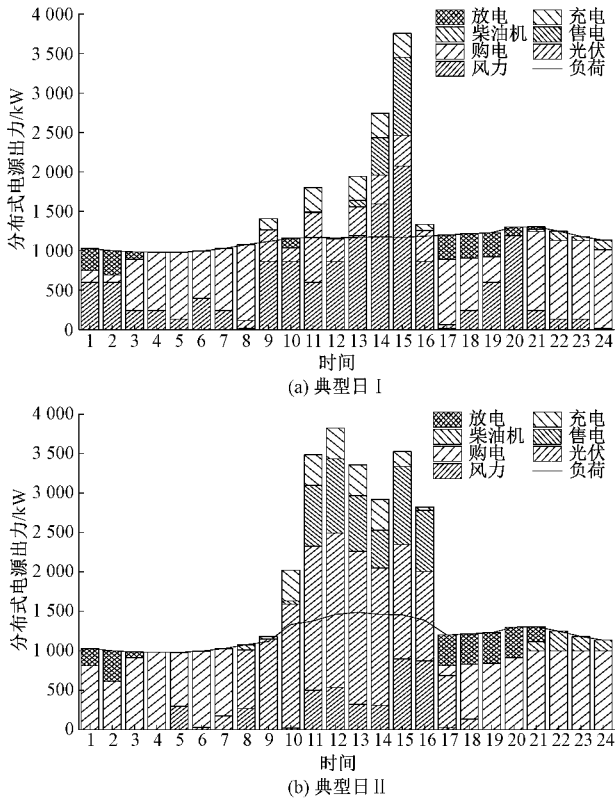


图7 分布式电源出力

由图6可以看出,不同典型日下,光伏和风机的出力情况有所区别。在相同的系统调度策略和改进算法下计算配置结果及各设备出力情况存在差异,表明考虑天气因素对模型影响的必要性。

由表3可以看出,不同天气情况和负荷下,系统成本存在一定的差距。在两种典型日下,光伏、风机和蓄电池的数量也随天气状况而变化,柴油机的数量较少,体现了其作为后备电源的作用。

典型日I属于风大光小的情况,在3:00~8:00和17:00~24:00时间段内,由于风速过低且无光照,需要依靠蓄电池充放电或向电网购电来维持系统正常运转,其余时间段主要由风力发电机供电,且多余的电量可给蓄电池组充电或者售给电网;典型日II属于风小光大的情况,在0:00~7:00和18:00~24:00时间段内无光照且风速小,所以主要靠向电网购电和柴油机来维持系统平衡,其余时间段主要由光伏发电系统供电,且多余的电量可给蓄电池组充电或者售给电网。

4.2 算法对比

本文分别采用鲸鱼优化算法 (whale optimization

algorithm, WOA)、差分算法 (difference algorithm, DE)、灰狼算法 (grey wolf optimizer, GWO)、麻雀搜索算法 (SSA)和改进的麻雀搜索算法 (ISSA)对两种典型日的综合经济成本进行分析,5种算法的对比情况如表4所示。

表4 算法对比

算法	评价指标优化值/元	
	典型日 I	典型日 II
WOA	7 655.72	9 511.71
DE	7 554.52	9 804.93
GWO	8 479.85	9 701.49
SSA	7 329.29	9 504.08
CSSA	7 248.87	9 394.80

由表4可以看出,改进的SSA算法在不同典型日下均可取得最小值,相较于WOA、DE、GWO、SSA所求成本分别降低3.05%、4.12%、8.46%及1.13%。表明改进的麻雀搜索算法在所提模型中能够取得较优的目标函数值。

设定各种群规模为100,算法最大迭代次数为300,且运行环境相同,各算法的收敛曲线如图8所示。在ISSA寻优初期,采用折射反向学习策略得到较优的初始种群,使得算法前期收敛较快。由典型日I的收敛曲线可看出GWO

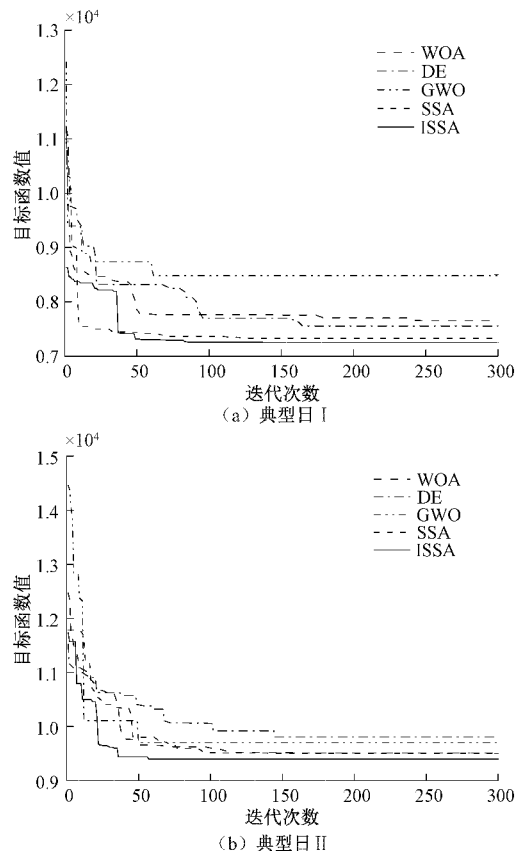


图8 不同算法的收敛曲线

陷入局部最优。在两种典型日下,ISSA 算法在收敛速度和最优解的精度上略优于其他 4 种算法,均在 100 代以内收敛到最优解,且跳出局部最优。

5 结 论

本文针对含风光柴储的并网型微网容量优化配置问题,提出以综合经济成本为目标函数,计及电源出力及蓄电池充放电约束的分布式电源优化模型,考虑不同天气状况的影响,选取两个典型日的天气数据及负荷数据作为模型输入分别求解;采用折射反向学习策略、变异、交叉和选择策略并引入动态步长因子对标准 SSA 算法进行改进,与 WOA、DE、GWO 及 SSA 算法对比,结果表明改进的 SSA 在收敛性能上有明显地提升,降低了系统的综合运行成本,对微网的调度规划具有参考价值。在本文的基础上,将需求侧响应考虑到微网的优化配置模型中是进一步研究的重点。

参考文献

- [1] 蒋斌,吴健,冯亮,等.含分布式发电的有源配电网电压稳态指标计算研究[J].电子测量与仪器学报,2017,31(6):885-891.
- [2] 胡林静,刘彤,侯梦梦.基于免疫粒子群算法的风/光/柴/储容量优化配置[J].科学技术与工程,2020,20(36):14967-14973.
- [3] 李益民,王关平,马建立,等.基于天牛须搜索遗传算法的风光柴储互补发电系统容量优化配置研究[J].储能科学与技术,2020,9(3):918-926.
- [4] 汪宇航,李琰,应飞祥,等.计及可靠性成本的风光储微电网储能容量协同优化[J/OL].电测与仪表,2021:1-9 [2022-03-21].
- [5] 任莹,李桐歌,马骏毅,等.考虑荷电状态的光伏微电网混合储能容量优化配置[J/OL].电测与仪表,2021:1-8 [2022-03-21].
- [6] 程韧俐,梁顺,傅强,等.基于虚拟储能的微网风光储容量优化配置方法研究[J].可再生能源,2021,39(3):372-379.
- [7] 高佳,肖迎群,马蕊,等.考虑不确定性价格型需求响应的多源微网运行优化[J].现代电力,2020,37(4):425-433.
- [8] 吕智林,王先齐,谭颖.采用改进 BBO 算法的并网型微电网电源优化配置[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(6):35-44.
- [9] 于凯旋,李凤霞,李双拾.基于改进 BASDE 算法的孤立微电网多目标容量优化配置仿真[J].电网与清洁能源,2021,37(8):109-117.
- [10] 魏繁荣,随权,林湘宁,等.考虑可转移负荷效率的风/光/柴/蓄孤岛微网日运行能量控制优化策略[J].中国电机工程学报,2018,38(4):1045-1053,1281.
- [11] 王怡云,吴雷.基于改进天牛群算法的微电网优化调度[J].电子测量技术,2020,43(16):76-81.
- [12] 张林,郭辉,姚李孝.基于改进蝙蝠算法的微电网优化研究[J].电网与清洁能源,2021,37(4):122-126.
- [13] KHODAEI A. Microgrid optimal scheduling with multi-period islanding constraints[J]. Power Systems, 2014,29(3):383-392.
- [14] 王海瑞,鲜于建川.改进麻雀搜索算法在分布式电源配置中的应用[J].计算机工程与应用,2021,57(20):245-252.
- [15] 毛清华,张强.融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法[J].计算机科学与探索,2021,15(6):1155-1164.
- [16] 孟宪猛,蔡翠翠.基于精英反向学习和 Lévy 飞行的鲸鱼优化算法[J].电子测量技术,2021,44(20):82-87.

作者简介

马纪梅,博士,副教授,主要研究方向为电力电子和无接触传能系统。

E-mail:mjmei2005@126.com

张欣彤,硕士研究生,主要研究方向为电力系统及智能电网技术。

E-mail:xin2002tong@163.com