

基于ASO算法的风光抽蓄联合运行调度

林航¹, 黄荣杰¹, 张翼¹, 阮仲体², 林金阳¹

(1. 福建理工大学 微电子技术研究中心, 福建 福州 350118;

2. 福建省大数据挖掘与应用技术重点实验室, 福建 福州 350118)

摘要: 风光发电的随机性和波动性在并网时对电网的稳定性和电网计划调度造成了极大影响, 针对该问题提出了含风-光-抽蓄联合运行系统的多目标优化调度模型。利用抽水蓄能储存多余电量并且补偿电量不足时的缺口, 使得风光发电成为稳定的可调度能源。将电网波动、运行效益和水库水位波动作为3个优化目标, 并用改进的原子搜索算法(IASO)对目标函数寻优求解, 与原子搜索算法(ASO)、粒子群算法(PSO)、和差分进化算法(DE)进行对比, 结果表明IASO算法对目标函数的寻优效果最好, 在电网波动更小、运行效益更高和水库水位变化更小的情况下, 弃风弃光量明显更低。所提风光抽蓄联合运行系统可以保证风光并网后电力系统安全、稳定、经济运行。

关键词: ASO算法; 抽水蓄能; 联合运行; 多目标优化

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2025)01-0071-09

Joint operation scheduling of wind-solar pumped storage based on ASO algorithm

LIN Hang¹, HUANG Rongjie¹, ZHANG Yi¹, Trong-The Nguyen², LIN Jingyang¹

(1. Microelectronics Technology Research Center, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Big Data Mining and Applications, Fuzhou 350118, China)

Abstract: The stochasticity and instability of wind and solar power generation have a great impact on the stability of the power grid and the planning and scheduling of the power grid when connected to the grid, for which a multi-objective optimal scheduling model with wind-solar-pumping-storage joint operation system is proposed. The model utilizes pumped storage to store excess power and make up for the power shortage, making wind and solar power generation a stable schedulable energy source. The grid fluctuation, operation efficiency and reservoir water level fluctuation are taken as the optimization objectives, and the improved atomic search algorithm (IASO) is used to optimize the three objective functions, which is compared with the atomic search algorithm (ASO), particle swarm optimization (PSO) and differential evolution (DE). Results show that the IASO algorithm has the best optimization effect on the objective function, and the wind and solar energy abandonment is significantly reduced in the case of smaller fluctuation of power grid, higher operation efficiency and smaller change of reservoir level. The wind-solar pumped storage joint operation system can ensure the safe, stable and economic operation of the power system after the wind-solar grid connection.

Keywords: ASO algorithm; pumped storage; joint operation; multi-objective optimization

风力发电、光伏发电和抽水蓄能电厂的联合运行对提高可再生能源可行性、电力系统可靠性和可持续性具有重要意义^[1]。由于风速、太阳辐

射强度具有明显的随机性和波动性, 一般需要配套储能系统以调节发电出力不均匀的情况。最常见的储能方式就是电池储能和抽水蓄能。相较于

收稿日期: 2024-04-30

基金项目: 福建省自然科学基金面上资助项目(2022J05197); 福建理工大学科研发展基金专项(GY-Z23086); 技术开发横向项目(GY-H-24109)

第一作者简介: 林航(2000—), 男, 福建莆田人, 硕士研究生, 研究方向: 电力系统优化。

通信作者: 林金阳(1981—), 男, 福建莆田人, 副教授, 博士, 研究方向: 光伏故障诊断、光电发电系统。

电池储能,抽水蓄能具有大容量、长寿命、高效性和环保性等优势,更适用于风光发电的调度。文献[2]采用模糊机会处理风光出力不确定性,耦合阶梯式碳排放成本计算方法,构建风-光-火-抽蓄联合运行系统日前优化调度模型。文献[3]提出考虑动态频率约束的风-光-抽蓄互补发电系统短期优化调度模型,建立了以系统上网电量最大为目标的优化模型。文献[4]提出通过风电动态减载控制和抽水蓄能机组的联合调频,在保障系统频率安全的同时提高新能源消纳量和系统运行的经济性。文献[5]构建了基于多时间尺度协调的风-光-抽蓄零碳电力系统调度模型,以最小化运行成本为目标,成功减少系统的弃风、弃光量。

在新能源平抑和消纳的优化算法上,启发式智能求解技术克服了传统技术的局限,可解决更为复杂的优化问题。例如,粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、蝙蝠算法(BA)、差分演化(DE)、人工蜂群算法(ABC)等算法及其改进算法已成功应用于解决多能互补优化调度问题。文献[6]提出一种综合利用风光抽蓄联合发电的系统,并采用遗传算法进行优化,以最大化发电效益和跟踪负荷曲线的同时优化火电机组的调度,并减小对电网的冲击。文献[7]建立了考虑风电波动的风电-抽水蓄能联合运行模型,旨在实现输出功率的平滑,并通过改进的粒子群算法优化降低风电波动对电网的影响,提高了电网对风电的消纳能力。文献[8]通过内外两层模型嵌套求解,采用粒子群优化-遗传算法混合算法,实现风电、抽水蓄能和火电的协同运行。文献[9]采用改进的蝙蝠算法解决风电和抽水蓄能电站联合优化运行的复杂问题,通过最小化输出功率标准差,有效降低了风电并网的不稳定性。文献[10]使用非支配排序遗传算法(NSGA-II)确定抽蓄机组和常规机组工况,以最大化利用风电和降低排放为目标,成功降低弃风功率和环境污染,且优于多目标粒子群算法。文献[11]基于抽水蓄能机组运行特性,以弃风量最小和系统调峰效果最优和降低风电波动为目标,采用二进制粒子群算法进行优化,有效减少了系统功率的波动性。

综上,本研究构建了风-光-抽蓄联合运行模型,以电网波动、运行效益和水库水位波动作为联合运行系统的目标函数,用启发式算法对不同目

标进行寻优,将多目标函数整合为单目标后采用改进的原子搜索算法(improved atom search algorithm,IASO)进行优化,综合分析风力发电、光伏发电和抽水蓄能电厂联合运行时短时期内各时刻抽水蓄能电厂的运行情况。

1 联合运行系统模型

1.1 风力发电模型

风力发电功率计算如式(1)所示。

$$P_w = \begin{cases} 0, & V < V_{in} \\ P_e \frac{V^3 - V_{in}^3}{V_e^3 - V_{in}^3}, & V_{in} \leq V < V_e \\ P_e, & V_e \leq V \leq V_{out} \\ 0, & V > V_{out} \end{cases} \quad (1)$$

式中, P_w 是风力发电功率, P_e 是额定功率, V 是实时风速, V_{in} 是切入风速, V_e 是额定风速, V_{out} 是切出风速。当 V 小于 V_{in} 时,风力发电机不出力,当 V 大于等于 V_{in} 且小于 V_e 时,风力发电机出力随着风速增大而增大,达到 V_e 时达到最大值,当 V 继续增大时出力维持在 P_e ;当 V 大于 V_{out} 时,风力发电机停止出力^[12]。

1.2 光伏发电模型

光伏发电功率计算如式(2)所示。

$$P_v = A_{pv} \cdot \eta \cdot f_{act} \cdot \eta_{DC/AC} \cdot G_t \quad (2)$$

式中, P_v 是光伏发电功率; A_{pv} 是光伏板有效面积, η 是光电转换效率, f_{act} 是光伏表面活性的比例, $\eta_{DC/AC}$ 是逆变器效率, G_t 是太阳总辐射量^[13]。

1.3 抽水蓄能出力模型

水泵水轮机的运行功率计算如式(3)所示。

$$P_p = \begin{cases} Q \cdot H \cdot g \cdot \eta_{chou}, & P_p > 0 \\ Q \cdot H \cdot g \cdot \eta_{fa}, & P_p < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中, P_p 是水泵水轮机的运行功率, $P_p > 0$ 时水泵水轮机处于抽水状态, $P_p < 0$ 时处于发电状态; Q 为水流量; H 为水头的扬程; η_{chou} 是抽水效率; η_{fa} 是发电效率; g 是重力常数, $g = 9.81 \text{ N/kg}$ ^[14]。

1.4 目标函数

本研究设计的系统设置了3个目标函数,分别是联合系统运行时电网波动最小、运行效益最大和水库水位波动最小。

电网波动目标函数 f_1 如式(4)所示。

$$f_1 = \frac{\sum_{t=1}^T |P_{load}(t) - [P_w(t) + P_v(t) - P_p(t)]|}{T} \quad (4)$$

式中, $P_{\text{load}}(t)$ 是 t 时段的负荷需求; $P_w(t)$ 、 $P_v(t)$ 分别是 t 时刻风、光的发电量; $P_p(t)$ 是抽水蓄能机组在 t 时段的发电功率和或抽水功率 $P_p(t) > 0$ 时表示抽水功率, $P_p(t) < 0$ 时表示发电功率。

运行效益目标函数分 f_2 如式(5)所示。

$$f_2 = \sum_{t=1}^T C_{\text{fa}}(t) \times [P_{\text{fa}}(t) + P_w(t) + P_v(t)] - C_{\text{chou}}(t) \times P_{\text{chou}}(t) - C_r \times P_{\text{cut}}(t) \quad (5)$$

式中, $C_{\text{fa}}(t)$ 、 $C_{\text{chou}}(t)$ 、 C_r 分别是 t 时刻发电电价、抽水电价和弃风弃光的惩罚电价, $P_{\text{fa}}(t)$ 、 $P_{\text{chou}}(t)$ 分别是 t 时刻的发电功率和抽水功率, $P_{\text{cut}}(t)$ 是 t 时刻弃风弃光量。

将水库水位波动转换为库容能量对比, 水库水位波动的目标函数 f_3 如式(6)所示。

$$f_3 = E_u(T) - E_u(0) \quad (6)$$

式中, $E_u(T)$ 是周期中最后一个时刻水库水位对应的库容能量, $E_u(0)$ 是初始时刻水库水位对应的库容能量。

1.5 约束条件

流量 Q 的约束如式(7)所示。

$$Q_{\min} \leq Q \leq Q_{\max} \quad (7)$$

式中, Q_{\min} 是系统允许的最小流量, Q_{\max} 是最大流量。

风力发电出力 P_w 的约束如式(8)所示。

$$P_w^{\min} \leq P_w \leq P_w^{\max} \quad (8)$$

式中, P_w^{\min} 是最小风力发电量, P_w^{\max} 是最大风力发电量。

光伏发电出力 P_v 的约束如式(9)所示

$$P_v^{\min} \leq P_v \leq P_v^{\max} \quad (9)$$

式中, P_v^{\min} 是最小光伏发电量, P_v^{\max} 是最大风力发电量。

抽水蓄能机组运行功率 $P_p(t)$ 的约束如式(10)所示。

$$P_p(t) = \begin{cases} \min[P_p^{\max}, P_{\text{DV}}(t)], & P_{w,v}(t) > P_{\text{load}}(t) \\ \max[-P_p^{\max}, P_{\text{DV}}(t)], & P_{w,v}(t) < P_{\text{load}}(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $P_{\text{DV}}(t)$ 是 t 时刻风光发电总量与所需负荷的差值, P_p^{\max} 是抽水功率的最大值, $-P_p^{\max}$ 是发电功率的最大值, $P_{w,v}(t)$ 是风光发电的总量。

水库库容 V_u 的约束如式(11)所示。

$$V_u^{\min} \leq V_u \leq V_u^{\max} \quad (11)$$

式中, V_u^{\min} 是水库库容允许的最小值, V_u^{\max} 是最

大值。

由于可以将河流作为水库下库, 故不考虑下库的库容约束。为了后续设计和计算方便, 可通过转换公式将水库库容约束转换为库容能量约束, 如式(12)所示。

$$E = V_u \cdot H \cdot \frac{g}{3.6} \times 10^6 \quad (12)$$

式中, E 是库容能量, V_u 是水库库容, H 是水头扬程, g 是重力常数。

t 时刻库容 $E_u(t)$ 的变化如式(13)所示。

$$E_u(t) = \begin{cases} E_u(t-1) + P_p(t) \cdot \eta_{\text{chou}}, & P_p(t) > 0 \\ E_u(t-1) - \frac{P_p(t)}{\eta_{\text{fa}}}, & P_p(t) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

由于受到库容能量约束, 抽水蓄能系统在接近库容能量上下限时无法做到将多余能量完全储存或对缺少的能量完全补偿, 故位于临界点的功率计算如式(14)所示。

$$P_p(t) = \begin{cases} \frac{E_u^{\max} - E_u(t-1)}{\eta_{\text{chou}}}, & E_u(t) > E_u^{\max} \\ [E_u(t-1) - E_u^{\min}] \eta_{\text{fa}}, & E_u(t) < E_u^{\min} \end{cases} \quad (14)$$

式中, E_u^{\max} 和 E_u^{\min} 分别是库容能量的上下限。

1.6 目标函数的整合

分别为电网波动、运行效益和水库水位波动这 3 个目标函数赋予合适的权重, 以反映各目标的相对重要性, 由于涉及的参数关联性过于复杂, 本研究引入了模糊层次分析法来确定权重参数。

先根据如表 1 所示的标度表构建模糊判断矩阵 A , 如式(15)所示。

表 1 0.1~0.9 标度

Tab.1 Scale 0.1 to 0.9

标度	含义
0.5	表示甲元素和乙元素同样重要
0.6	表示甲元素稍微重要于乙元素
0.7	表示甲元素明显重要于乙元素
0.8	表示甲元素强烈重要于乙元素
0.9	表示甲元素极端重要于乙元素
0.1 0.2 0.3 0.4	两元素之间的反比较

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.7 & 0.8 \\ 0.3 & 0.5 & 0.6 \\ 0.2 & 0.4 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (15)$$

将模糊判断矩阵 A 进行一致性检验并转换为模糊一致矩阵 R , 转换公式如式(16)所示。

$$r_{ij} = \frac{r_i - r_j}{2(n-1)} + 0.5 \quad (16)$$

式中, r_i 和 r_j 分别表示模糊判断矩阵 A 中第 i 行和第 j 行的元素和, r_{ij} 表示模糊一致矩阵第 i 行第 j 列的元素, n 为矩阵维度。模糊一致矩阵 R 如式(17)所示。

$$R = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.65 & 0.725 \\ 0.35 & 0.5 & 0.575 \\ 0.275 & 0.425 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (17)$$

通过排序计算得出 3 个目标函数的权值, 计算公式如式(18)所示。

$$\omega_i = \frac{1}{n} - \frac{1}{2(n-1)/2} + \frac{1}{n(n-1)/2} \sum_{k=1}^n r_{ik} \quad (18)$$

经过计算得到 3 个目标函数的权值为 $W = [0.458\ 3, 0.308\ 3, 0.233\ 4]$ 。对 3 个目标函数分别进行归一化后乘上各自的权值, 从而得到最终的目标函数。

2 改进原子搜索算法 (IASO)

2.1 原子搜索算法原理

原子搜索算法 ASO 具有简单性和全局搜索能力的优点, 常用于解决函数优化、组合优化等问题, 并可与其他技术结合以提高搜索效率。

在 ASO 中, 原子 j 对原子 i 产生的吸引力和排斥力的合力随迭代次数 t 变化而变化, 如式(19)所示。

$$F_{ij}(t) = -\eta(t) \{ 2[h_{ij}(t)]^{13} - [h_{ij}(t)]^7 \} \quad (19)$$

式中, $F_{ij}(t)$ 表示原子 j 对原子 i 产生的合力, $\eta(t)$ 是调整排斥区域和吸引区域的函数如式(20)所示, $h_{ij}(t)$ 是距离函数, 如式(21)所示。

$$\eta(t) = \alpha \left(1 - \frac{t-1}{T} \right)^3 \exp \left(-\frac{20t}{T} \right) \quad (20)$$

式中, T 代表总迭代数, α 代表深度权重。

$$h_{ij}(t) = \begin{cases} h_{\min}, & \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} < h_{\min} \\ \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)}, & h_{\min} \leq \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} \leq h_{\max} \\ h_{\max}, & \frac{r_{ij}(t)}{\sigma(t)} > h_{\max} \end{cases} \quad (21)$$

式中, $r_{ij}(t)$ 代表 i, j 两个原子间的欧氏距离; $h_{\min} = g_0 + g(t)$ 和 h_{\max} 分别代表下限和上限, g_0 是漂移因子, $g(t)$ 计算如式(22)所示; 尺度 $\sigma(t)$ 计算公式如式(23)所示。

$$g(t) = 0.1 \times \sin \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T} \right) \quad (22)$$

$$\sigma(t) = \left\| x_{ij}(t), \frac{\sum_{j \in K_{\text{best}}} x_{ij}(t)}{K(t)} \right\|_2 \quad (23)$$

式中, $x_{ij}(t)$ 表示原子第 i 个原子在第 j 维搜索空间中的位置分量; K_{best} 代表原子种群的一个优解子集, 由具有最佳函数适应度值的前 K 个原子组成; $K(t) = N - (N-2) \times \sqrt{t/T}$ 。

在 d 维空间中, 原子 i 随迭代次数 t 所变化的合力 $F_i^d(t)$ 如公式(24)所示。

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in K_{\text{best}}} \text{rand}_j F_{ij}^d(t) \quad (24)$$

式中, $F_{ij}^d(t)$ 代表第 t 代原子 i 受原子 j 的影响力, $\text{rand}_j \in [0, 1]$ 。

空间中原子间还存在几何约束力, 原子在 d 维空间中所受几何约束和原子内部运动的几何约束力如式(25)所示。

$$G_i^d(t) = \lambda(t) [x_{i_{\text{best}}}^d(t) - x_i^d(t)] \quad (25)$$

式中, $\lambda(t) = \beta e^{-20t/T}$ 是拉格朗日乘子, β 代表乘数权重; $x_{i_{\text{best}}}^d(t)$ 表示第 t 次迭代中最优原子的 d 维空间坐标; $x_i^d(t)$ 表示第 t 次迭代中第 i 个原子的 d 维空间坐标。

原子运动表达式如式(26)所示。

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t) + G_i^d(t)}{m_i^d(t)} \quad (26)$$

式中, $a_i^d(t)$ 代表第 t 次迭代中第 i 个原子的加速度, $m_i^d(t)$ 代表第 t 次迭代中第 i 个原子的质量。

在 ASO 中原子的质量如式(27)所示。

$$m_i(t) = \frac{M_i(t)}{\sum_{j=1}^N M_j(t)} \quad (27)$$

式中, $M_i(t)$ 表示第 t 次迭代原子 i 的质量估计值, 计算如式(28)所示。

$$M_i(t) = \exp \left[-\frac{\text{Fit}_i(t) - \text{Fit}_{\text{best}}(t)}{\text{Fit}_{\text{worst}}(t) - \text{Fit}_{\text{best}}(t)} \right] \quad (28)$$

式中, $\text{Fit}_i(t)$ 表示第 t 次迭代中第 i 个原子的适应度值, $\text{Fit}_{\text{best}}(t)$ 和 $\text{Fit}_{\text{worst}}(t)$ 分别表示第 t 次迭代中的最优适应度值和最差适应度值, $\text{Fit}_{\text{best}}(t)$ 和 $\text{Fit}_{\text{worst}}(t)$ 计算如式(29)(30)所示。

$$\text{Fit}_{\text{best}}(t) = \min_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} \text{Fit}_i(t) \quad (29)$$

$$\text{Fit}_{\text{worst}}(t) = \max_{i \in \{1, 2, \dots, N\}} \text{Fit}_i(t) \quad (30)$$

原子 i 在 d 维空间的速度更新和位置更新分别如式(31)(32)所示。

$$v_i^d(t+1) = \text{rand}_i^d v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (31)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (32)$$

式中, rand_i^d 是随机函数,在每次计算迭代时随机初始速度, $v_i^d(t)$ 是第 t 次迭代时 i 原子的速度, $a_i^d(t)$ 是第 t 次迭代时 i 原子的加速度, $x_i^d(t)$ 是第 t 次迭代时 i 原子的位置。

2.2 算法改进优化

为了改进原子搜索算法,使其更好地适应复杂的能源系统运行环境,引入混沌映射代替原初始化函数,提高发现全局最优解的可能性;调整算法中的特殊参数 β ,使其能够随着迭代次数的增加而自适应地变化;引入混沌变异算子,以避免陷入局部最优解的问题。

2.2.1 初始化

采用混沌映射初始化可以避免随机初始化带来的不确定性,算法的寻优结果更加稳定。选取 logistic 映射作为初始化的基础,设置控制参数 r 和初始值 x_0 ,映射方程如式(33)所示。

$$x = r \cdot x_0 \cdot (1 - x_0) \quad (33)$$

式中, x 是 x_0 经过映射后的值,利用映射后的值来代替随机函数生成的初始值对原始种群进行初始化。

2.2.2 参数 β 非线性调整

调整参数 β 可以改变算法迭代中原子几何约束力对寻优过程的影响,增大参数 β 可以促使原子朝最优原子移动,提高寻优能力。原算法中 β 为固定值,根据式(34)可将 β 调整为随迭代次数自适应变化的参数。

$$\beta = 0.1 + 0.2 \cdot \sin\left[\frac{\pi \cdot (2T+t)}{2T}\right] \quad (34)$$

2.2.3 混沌变异算子

为了在探索过程中保持良好的群体多样性,避免过早陷入局部最优解,引入基于 logistic 混沌映射的混沌变异算子。在每次原子位置更新后计算平均适应度,在算法迭代前期对适应度较差的原子进行映射,使算法能更好地进行全局搜索,在算法迭代后期对适应度较好的原子进行映射,使算法能更好地进行局部开发,寻找最优解。每次映射后若新原子的适应度比旧原子适应度好则保

留新原子,若更差则保留旧原子作为下一次迭代的输入种群。映射公式如式(35)所示。

$$X'(t) = r \cdot X(t) \cdot [1 - X(t)] \quad (35)$$

其中,控制参数 $r = 4$,此时处于完全混沌状态,群体的多样性较好, $X'(t)$ 和 $X(t)$ 分别表示个体最优位置变异前后的值。

判断原子是否变异的标准如式(36)所示。

$$\begin{cases} \text{Fit}(t) > \text{Fit}_{\text{av}}, t \leq b \cdot T \\ \text{Fit}(t) < \text{Fit}_{\text{av}}, t \geq c \cdot T \end{cases} \quad (36)$$

式中, $\text{Fit}(t)$ 为第 t 次迭代时其中一个原子的适应度值; Fit_{av} 是第 t 次迭代时原子的平均适应度值; b, c 是变异区间的控制参数,可以用于控制迭代前期和迭代后期的变异区间。

2.2.4 算法改进结果对比

为了测试 IASO 的性能,使用了 23 个已知的基准函数,如表 2 所示。 $F_1 \sim F_7$ 为单峰函数,每个单峰函数没有局部最优,只有一个全局最优,可以验证算法的收敛速度; $F_8 \sim F_{13}$ 是具有多个局部最优值的多模态函数; $F_{14} \sim F_{23}$ 为低维函数,各函数的局部最优值较小。多模态函数和低维函数适合局部最优测试规避和算法探索能力。

表 2 单峰、多峰和低维测试函数

Tab.2 Single-peak, multi-peak and low-dimensional test functions

编号	名称	维度	范围	最优解
F_1	Sphere	30	$[-100, 100]^n$	0
F_2	Schwefel 2.22	30	$[-10, 10]^n$	0
F_3	Schwefel 1.2	30	$[-100, 100]^n$	0
F_4	Schwefel 2.21	30	$[-100, 100]^n$	0
F_5	Rosenbrock	30	$[-30, 30]^n$	0
F_6	Step	30	$[-100, 100]^n$	0
F_7	Quartic	30	$[-1.28, 1.28]^n$	0
F_8	Schwefel	30	$[-500, 500]^n$	-12 569.5
F_9	Rastrigin	30	$[-5.12, 5.12]^n$	0
F_{10}	Ackley	30	$[-32, 32]^n$	0
F_{11}	Griewank	30	$[-600, 600]^n$	0
F_{12}	Penalized	30	$[-50, 50]^n$	0
F_{13}	Penalized2	30	$[-50, 50]^n$	0
F_{14}	Foxholes	2	$[-65.536, 65.536]^n$	0.998

续表

编号	名称	维度	范围	最优解
F_{15}	Kowalik	4	$[-5, 5]^n$	3.075×10^{-4}
F_{16}	Six Hump Camel	2	$[-5, 5]^n$	-1.031 6
F_{17}	Branin	2	$[-5, 10] \times [0, 15]$	0.398
F_{18}	Goldstein-Price	2	$[-2, 2]^n$	3
F_{19}	Hartman 3	3	$[0, 1]^n$	-3.86
F_{20}	Hartman 6	6	$[0, 1]^n$	-3.322
F_{21}	Shekel 5	4	$[0, 10]^n$	-10.153 2
F_{22}	Shekel 7	4	$[0, 10]^n$	-10.402 8
F_{23}	Shekel 10	4	$[0, 10]^n$	-10.536 3

IASO、ASO、PSO、DE 的参数如表 3 所示, 对部分测试函数寻优结果比较如图 1 所示。

表 3 各算法参数

Tab.3 Parameters of each algorithm

算法	参数
PSO	$N_p = 50, c_1 = 1.5, c_2 = 2, V_{\min} = -10, V_{\max} = 10, \omega = 0.9$
DE	$N_p = 50, P_{cr} = 0.8, F = 0.85$
ASO	$N_p = 50, \beta = 0.2, \alpha = 50$
IASO	$N_p = 50, \beta = [0.1, 0.3], \alpha = 50$

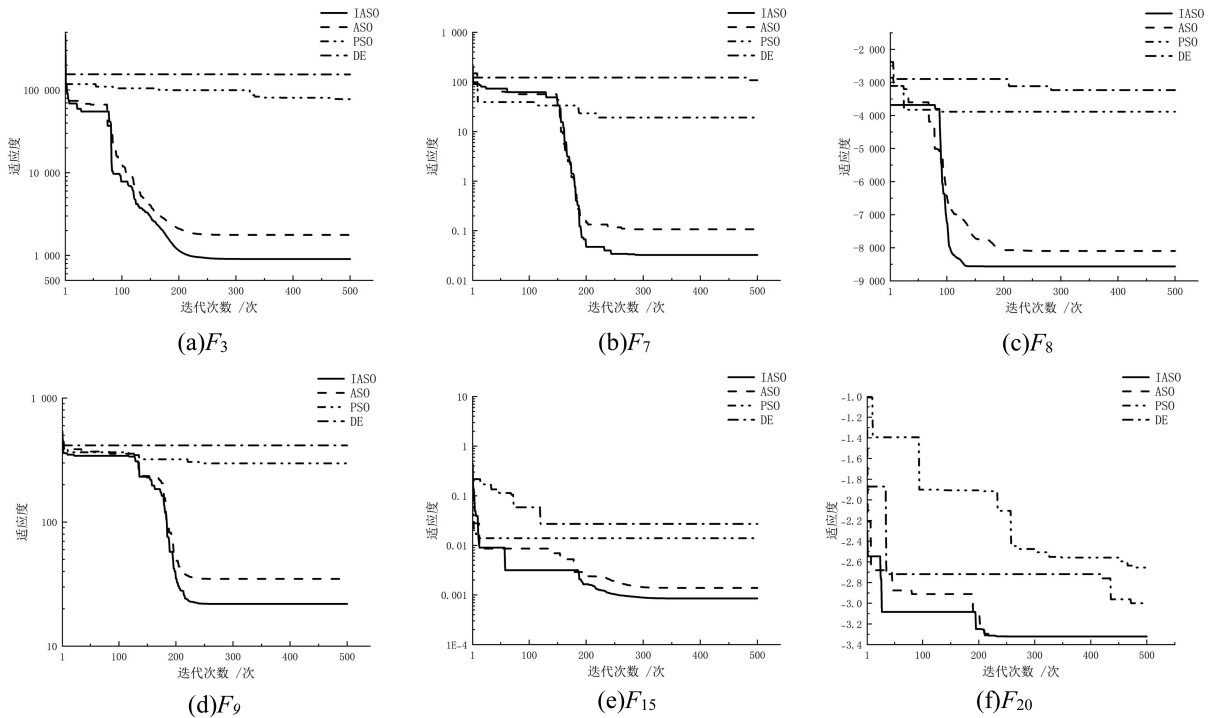


图 1 部分测试函数结果图

Fig.1 Results of some test functions

从图 1 数据可以看出, 对单峰函数 F_1 、 F_7 和多模态函数 F_8 、 F_9 的收敛速度和收敛结果均最优, 对低维函数 F_{15} 的收敛速度和收敛效果最优; F_{20} 的收敛结果相对 ASO 没有明显提升, 但收敛速度明显优于其他对比算法。综上所述, IASO 算法的收敛速度和收敛结果优于其他优化算法。

3 算例分析

本课题针对一个整合了风电场、光伏电站和抽水蓄能电厂的系统展开研究, 对该系统在 24 h 内的调度进行了优化和分析。

3.1 研究相关数据

某地典型日 24 h 的风电场出力、光伏出力和负荷需求如图 2 所示。表 4 为抽水蓄能电厂的基本参数; 表 5 为 24 h 分时电价。其中抽水蓄能的抽水电价 $C_{\text{chou}} = 0.25 C_{\text{fa}}$, 弃风弃光的惩罚电价为 $C = 600$ 元/(MW · h)^[15]。

3.2 结果分析

风光出力经过抽水蓄能补偿并由 IASO 算法寻优后各个时刻的功率如图 3 所示。在加入抽水蓄能前, 风光的发电曲线波动幅度较大且与日负荷曲线各时段所需的发电量差值较大, 无法很好满足日负荷的需求。经过抽水蓄能电厂的补偿,

联合系统的发电曲线与日负荷曲线相比差值较原风光发电曲线和日负荷曲线对比降低了许多,能够较好地满足日负荷需求。

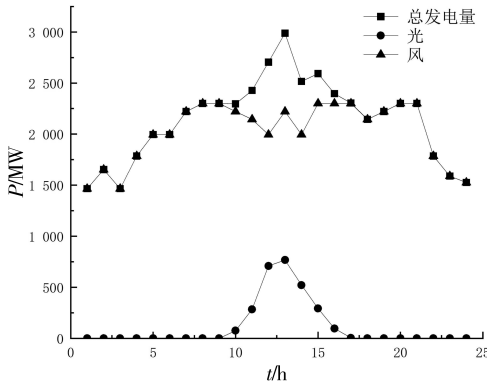


图 2 风光出力与负荷需求

Fig.2 Wind and solar output and load demand

表 4 抽水蓄能电厂基本参数

Tab.4 Basic parameters of pumped storage power plants

参数	取值	单位
E_u^{\max}	2 500	MWh
E_u^{\min}	425	MWh
E_u^0	800	MWh
P_p^{\max}	600	MW
P_p^{\min}	120	MW
η_{chou}	0.87	
η_{fa}	0.9	

表 5 24 h 分时电价

Tab.5 24 h time-of-use electricity price

时段	时间范围	电价/元·MW ⁻¹ ·h ⁻¹
谷值	23:00-7:00	457.0
	7:00-10:00	
平值	15:00-18:00	873.1
	21:00-23:00	
峰值	10:00-15:00	1289.3
	18:00-21:00	

风光出力补偿前后发电量与负荷的差值对比如图 4 所示,补偿后的差值曲线控制在一个较小的范围内,相比补偿前波动幅度大幅下降,有效减少了风力发电和光伏发电并网时带来对电网稳定性的影响。

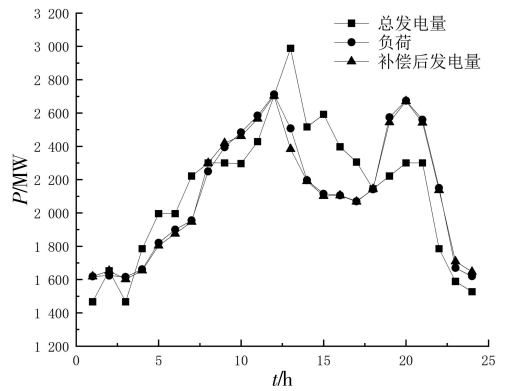


图 3 补偿前后发电曲线对比

Fig.3 Comparison of power generation curves before and after compensation

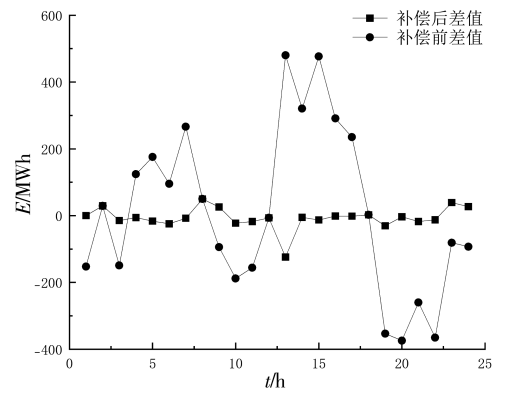


图 4 补偿前后发电量与负荷的差值对比

Fig.4 Difference between generation and load before and after compensation

抽水蓄能每个时刻的工作情况如图 5 所示,通过抽水蓄能电厂储存多余的能量,在发电量不足时可以提供补偿,减少了能源的浪费。

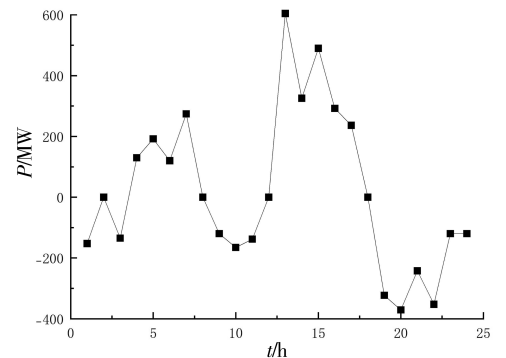


图 5 抽水蓄能工作情况

Fig.5 Pumped storage performance

系统有无抽水蓄能的弃电量对比如图 6 所示,可以看出在抽水蓄能电厂的调节下,风力发电和光

发电的弃电量大大降低,减少了能源的浪费。每天的弃电量由原先的 2 546.30 MWh 降低到 173.35 MWh,从总发电比例的 4.97%降至 0.34%。

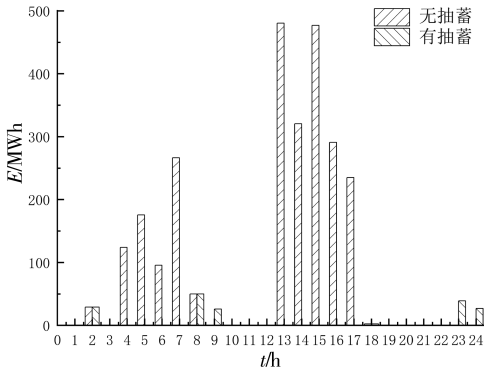


图 6 弃电量对比

Fig.6 Comparison of power abandonment

库容能量变化情况如图 7 所示,经过一天的调度之后水库库容维持在调度前的水位,有助于后续对风光发电优化调度。

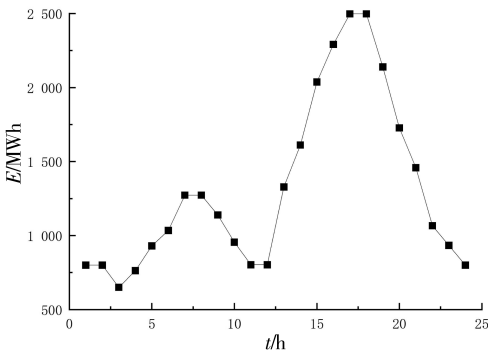


图 7 库容能量变化情况

Fig.7 Changes in reservoir energy

用改进的 IASO 算法与 ASO 算法、PSO 算法和 DE 算法针对联合运行目标函数的寻优结果进行对比,如图 8 所示,结果显示 IASO 算法对于 ASO 算法在寻优速度和寻优结果上都有明显提升,结果对比 PSO 算法和 DE 算法也优于后两者。

表 6 目标函数优化结果对比

Tab.6 Comparison of objective function optimization results

算法名称	电网波动/ MW	运行效益/ 万元	水库水位波动/ MWh
IASO	21.864 4	4 873 1	0
ASO	40.913 0	4 866 4	-1.273 2
PSO	118.812 3	4 764 2	23.009 5
DE	84.447 6	4 751 9	0

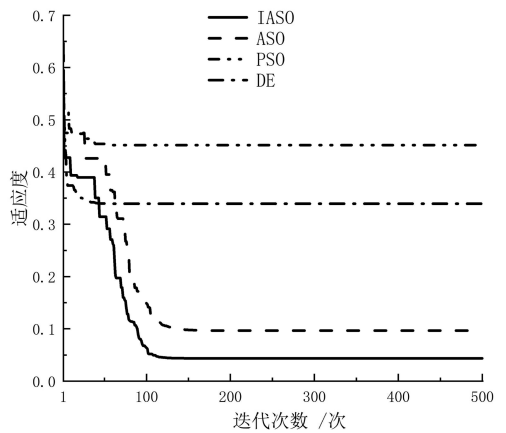


图 8 算法适应度对比

Fig.8 Algorithm adaptation comparison

通过表 6 可见,IASO 算法对于在电网波动方面电网平均波动为 21.864 4 MW,相较后三者分别低了 19.048 6、96.947 9、62.583 2 MW,故 IASO 的优化结果对电网影响更小,联合系统运行更稳定。在运行效益方面,IASO 算法优化后的运行效益对比后三者分别提高了 67、1 089、1 212 万元。在水库水位波动方面,IASO 算法优化后能够保持水位不变,能够给后续调度提供良好的基础。综上,IASO 算法对于 3 个目标函数的优化结果较其他算法都更为理想,为风电和光伏合理配置抽水蓄能设备,利用 3 个目标函数函数设计联合运行系统可显著提升系统的经济与环境效益,降低新能源波动性对电网的影响。

4 结论

1)设计风光抽蓄联合运行系统建模,考虑联合运行系统的相关运行约束,设计了降低电网波动、提高运行效益和减少水库水位波动这 3 个目标函数,有效解决风力发电和光伏发电与日负荷不匹配的问题。

2)对原子搜索算法进行改进,加入混沌映射使得初始种群的适应度值得到提高,对 β 参数的改进和加入混沌变异算子使改进的算法有效躲开局部最优值,收敛到全局最优解,对后续目标函数有更好的求解效果。

3)对 3 个目标函数采用模糊层次分析法求得三者之间的权重,将多目标函数整合为单目标函数,使后续改进的算法对目标函数的求解能够权衡三者之间的最优解,在控制电网波动的同时提升运行效益并保持水库水位不变。

参考文献:

- [1] 吕建中. 全球加速能源转型背景下的结构性风险与应对策略[J]. 世界石油工业, 2021, 28(5): 1-5.
- [2] 李琛玺, 燕恒, 张浩, 等. 计及阶梯式碳交易的风-光-火-抽蓄联合系统日前优化调度[J]. 水利学报, 2023, 54(10): 1163-1176.
- [3] 许丹莉, 顾慧杰, 周华锋, 等. 考虑动态频率约束的风-光-抽蓄互补发电系统短期优化调度模型[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(12): 115-123.
- [4] 刘新元, 赵书强, 王金浩等. 基于动态减载的风蓄联合优化运行与调频控制策略[J/OL]. 现代电力: 1-11[2024-03-29].
- [5] 赵心怡, 谢俊, 周翠玉, 等. 风-光-抽蓄零碳电力系统多时间尺度协调调度模型[J]. 电力工程技术, 2023, 42(3): 121-129.
- [6] 刘权. 基于多目标规划的风光抽蓄联合运行优化研究[D]. 沈阳: 沈阳工程学院, 2020.
- [7] 王毛毛, 余瑾, 张且, 等. 考虑输出波动的风电-抽蓄联合日前优化运行[J]. 东北电力技术, 2018, 39(6): 51-55.
- [8] 王博, 詹红霞, 张勇, 等. 考虑风电不确定性的风蓄火联合优化经济调度研究[J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 93-100.
- [9] 王毛毛, 姚景泽, 罗清乘, 等. 基于改进蝙蝠算法的风蓄联合优化运行研究[J]. 东北电力技术, 2021, 42(3): 1-6.
- [10] 吴巍, 陈波, 于楠, 等. 基于NSGA-II风蓄协调的多目标优化调度研究[J]. 电力需求侧管理, 2019, 21(2): 41-45, 50.
- [11] 郭鑫溢, 金岩磊, 葛立青, 等. 两种风蓄协调控制策略在不同装机配比工况下的对比分析[J]. 电力大数据, 2023, 26(1): 1-9.
- [12] 丁宇翔. 含大规模风电和抽水蓄能的区域电网优化运行研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2022.
- [13] 刘丹, 刘方. 风光储系统储能容量协调优化[J]. 热力发电, 2021, 50(6): 54-59.
- [14] 程其云, 何鑫, 冷祥彪, 等. 基于可变速抽水蓄能的风-光-火: 抽蓄的优化调度[J]. 水电与抽水蓄能, 2023, 9(4): 109-113.
- [15] 张良, 郑丽冬, 冷祥彪, 等. 基于灰狼算法的风-光-抽水蓄能联合系统多目标优化策略研究[J]. 上海交通大学报, 2024, 58(10): 1554-1556. DOI: 10.161831j.cnki.jsjtu.2023.049.

(责任编辑: 方素华)