

DOI: 10.19666/j.rlfed.202303032

# 基于改进天鹰优化算法的光伏阵列 多峰最大功率跟踪控制

姚天棋, 柴琳, 肖凡, 刘惠康, 徐万万  
(武汉科技大学信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081)

[摘要] 光伏阵列在局部遮荫条件下, 会产生多峰值的功率-电压 ( $P-U$ ) 特性, 为了迅速精准地实现最大功率点追踪以避免大量的能源损失, 提出一种改进的天鹰优化算法, 通过 Circle 混沌映射及反向学习策略合理分配初始种群位置, 以缩短算法寻优时间, 同时对天鹰优化算法中的短滑翔攻击进行螺旋形优化, 并结合鲸鱼优化算法改善天鹰优化算法局部最优停滞以及提高收敛速度。多种智能算法对比仿真和实验结果表明, 相较于粒子群算法及鲸鱼优化算法, 改进天鹰优化算法在静态、动态局部遮荫情况下均能更快、更平稳精准地搜索到全局最大功率点。

[关键词] 局部遮荫; 天鹰优化算法; 光伏发电; 最大功率点追踪

[引用本文格式] 姚天棋, 柴琳, 肖凡, 等. 基于改进天鹰优化算法的光伏阵列多峰最大功率跟踪控制[J]. 热力发电, 2023, 52(12): 98-105. YAO Tianqi, CHAI Lin, XIAO Fan, et al. Multi peak MPPT control of photovoltaic array based on improved aquila optimizer[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(12): 98-105.

## Multi peak MPPT control of photovoltaic array based on improved aquila optimizer

YAO Tianqi, CHAI Lin, XIAO Fan, LIU Huikang, XU Wanwan

(The College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** The photovoltaic array will produce multi-peak  $P-U$  characteristics under partial shading conditions. Aiming at the problem of how to quickly and accurately realize maximum power point tracking (MPPT) to avoid a large amount of energy loss, this paper proposes an improved aquila optimization (AO) algorithm, which uses Circle chaotic mapping and reverse learning strategy to reasonably allocate the initial population position, so as to shorten the optimization time of the algorithm. At the same time, spiral optimization is carried out for the short gliding attack in aquila optimization algorithm. The whale optimization algorithm is combined to improve local optimal stagnation and convergence speed. Simulations and experiments demonstrate that, in comparison to particle swarm optimization (PSO), whale optimization algorithm (WAO) and aquila optimization algorithm, the algorithm can search the global maximum power point with greater speed, accuracy and suppleness under both static and dynamic partial shading conditions.

**Key words:** partial shading; AO algorithm; photovoltaic power generation; MPPT

均匀光照条件下, 光伏阵列中的组件工作在相同的工况, 其  $P-U$  特性只有 1 个最大值, 即单峰特性, 要实现最大功率点追踪 (MPPT), 使用传统的爬山法等即可。在实际生产状态下, 受云层、建筑

物、灰层等的影响, 光伏板常处在不同工况条件下。部分受光照强度小的光伏板由电源转为负载, 整个光伏板功率因此降低, 还产生热斑效应。为保护光伏板, 在光伏板两端安装了旁路二极管, 以此短路

收稿日期: 2023-03-02

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (51877161)

Supported by: The General Program of National Natural Science Foundation of China (51877161)

第一作者简介: 姚天棋 (1999), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为光伏发电功率预测, 896413048@qq.com。

通信作者简介: 柴琳 (1979), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为新能源发电预测和智能控制, chailin@wust.edu.cn。

相关电池,避免发热损坏光伏板。研究表明,此举虽然可以消除热斑效应,但却导致光伏阵列的多峰特性<sup>[1-2]</sup>,因此传统 MPPT 算法已不再适用<sup>[3]</sup>。文献[4]提出一种改进变步长扰动法,该方法将光照强度变化作为一个动态因素,并代入一个修正系数,从而给出一个变步长确定方法,改善了误判和失效问题,但寻优时间过长。文献[5]给出了一种新的 MPPT 方法,它采用神经网络,可以有效克服常规扰动观察法存在的动态调节周期过长和稳态误差较大的缺陷,但是,由于其内部求解机制较为复杂,因此需要进一步改进。

近年来,智能算法成为解决光伏遮荫 MPPT 问题的有效方法<sup>[6-8]</sup>。文献[9]采用粒子群算法,将粒子起始高度离散在可能的峰值点电压处,有效避免了算法进入局部极值点,并且不会遗漏所有极值点,提高了解决遮荫问题的效率和准确性。文献[10]提供一种改进的自适应粒子群算法,它根据迭代次数自动更新算法参数,大幅提升了追踪时间误差。文献[11]通过 logistic 混沌序列的遍历性、随机性和变化规律,解决了“早熟”中存在的问题,进一步提升了跟踪精度;文献[12]采用莱维飞行技术,取代传统鲸鱼优化算法中参数的随机选择,从而更有效地实现了跟踪目标的最优化。文献[13]给出了一个全新的细菌觅食算法,它将全局学习机制和自适应步长方法有效结合,大大提高了跳出局部最优点的功能、计算精确度和收敛速率;同时,采用直接控制法模型和 MPPT 管理方法,可以有效避免光伏系统输出能量达到最高点时的能量震荡,从而进一步提高控制系统的产出效益。然而,在动态遮荫条件下,这种控制策略仍存在较大波动。文献[14]提出一个改良的樽海鞘群算法,它通过增加缩放因子和导入差分策略来改善控制系统性能,从而更好地满足动态遮荫条件下需求,但该算法存在一定的波动。

天鹰优化算法<sup>[15]</sup>(aquila optimizer, AO)是 Laith Abualigah 等于 2021 年提出的一种优化方法,起源于自然界中天鹰捕食行为,拥有强大的全局搜寻力量、高效和迅速收敛等优点,可以有效提升搜索效率,从而更好地满足用户需求。文献[16]提供了一个全新的混合天鹰优化计算和哈里斯鹰优化(HHO)算法,通过调整非线性逃逸能量参数,并采用反向学习技术,有效限制局部最优解的出现,提升了算法优化性能,使其在寻优方面表现出色。文献[17]提出一种新的基于模糊信息粒度、基准模型优化选择

的风速联合预报系统,它结合了神经网络、深度学习和先进的多目标优化器,提高了风速点预测和区间预测能力。

为进一步提高 AO 算法收敛速度、寻优精度和跳出局部最优等能力,使其更适用于光照条件快速变化下的光伏阵列最大功率点追踪,本文通过 Circle 混沌映射及反向学习策略合理分配初始种群位置,以缩短算法寻优时间,同时对天鹰的短滑翔攻击进行螺旋形优化,并结合鲸鱼优化算法改善局部最优停滞和提高收敛速度。仿真及实验表明,本文提出的改进天鹰优化算法在光伏阵列多峰 MPPT 控制中具有良好的效果。

## 1 局部遮荫下光伏阵列输出特性分析

图 1 为光伏电池的等效电路模型。根据图 1,将负载电路连接到光伏太阳能电池上,通过光生电流原理,获得光伏太阳能电压及其输出特性方程。

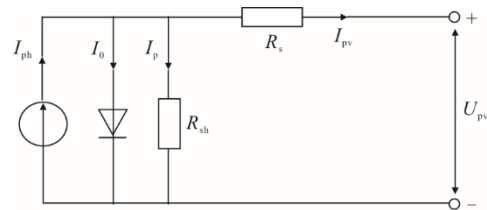


图 1 光伏电池的等效电路模型  
Fig.1 Equivalent circuit of solar cell

由图 1 可得,光伏太阳能输出特性方程为:

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 \left\{ \exp \left[ \frac{q(U + R_s I)}{nkT} \right] - 1 \right\} - \frac{U + R_s T}{R_{sh}} \quad (1)$$

在 Simulink 仿真平台上,建立一个  $3 \times 14$  的光伏阵列模型,各光伏组件的具体参数为:额定功率 240 W,开路电压  $U_{oc}$  37.48 V,短路电流  $I_{sc}$  8.68 A,最大功率点电压  $U_m$  29.89 V,最大功率点电流  $I_m$  8.07 A。采用  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$  3 种不同的辐照度模拟不同阴影条件,输出特性曲线如图 2 所示。

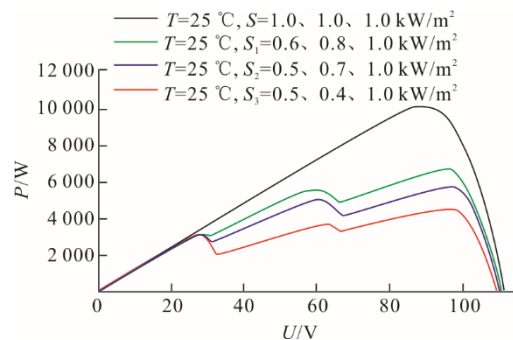


图 2 P-U 输出特性曲线对比  
Fig.2 Comparison of P-U characteristic curves

图2中:标况峰值为10002W;遮荫条件1为温度 $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ , $S_1=0.6、0.8、1.0\text{ kW/m}^2$ ,其峰值点为6681W;遮荫条件2为 $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ , $S_2=0.5、0.7、1.0\text{ kW/m}^2$ ,其峰值点为5629W;遮荫条件3为 $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ , $S_3=0.5、0.4、1.0\text{ kW/m}^2$ ,其峰值点为4510W。

根据图2,在遮荫条件下,该光伏阵列的 $P-U$ 特性表现出多峰值特征。然而,由于第1部分功率点不是全局功率点,因此P&O等方法无法追踪到最大值<sup>[18-19]</sup>。实际上外界环境时常发生变化,因此研究适用于局部遮荫的光伏MPPT具有非常重要的现实意义。

## 2 天鹰优化算法

天鹰优化算法是根据天鹰狩猎和捕食开发的一种优化算法。该算法天鹰有4种捕食方式,在算法前期( $t \leq 2T/3$ , $T$ 为最大迭代次数),由捕食方式1( $X_1$ )和方式2( $X_2$ )更新天鹰位置;在算法后期( $t > 2T/3$ ),由方式3( $X_3$ )和方式4( $X_4$ )更新天鹰位置。候选解的种群初始位置由式(2)设置。

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,\text{Dim}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,\text{Dim}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,\text{Dim}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$X_{ij} = \text{rand} \times (\text{UB}_j - \text{LB}_j) + \text{LB}_j, \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, \text{Dim}$$

式中: $x_{i,j}$ 为第 $i$ 个解的位置; $N$ 为种群的总数; $\text{Dim}$ 为问题的维度大小; $\text{UB}_j$ 、 $\text{LB}_j$ 分别为候选解大小的上界和下界。

### 2.1 扩展探索 ( $X_1$ )

方式1( $X_1$ ):在高空飞行时,天鹰通过垂直弯腰选择狩猎区域,即解的探索空间。该行为可表示为:

$$X_1(t+1) = X_{\text{best}}(t) \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) + (X_M(t) - X_{\text{best}}(t)) \times \text{rand} \quad (4)$$

$$X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t), \forall j = 1, 2, \dots, \text{Dim} \quad (5)$$

式中: $X_{\text{best}}(t)$ 为当前搜索的最优位置,表示探索的解空间; $X_M(t)$ 为解的平均值。

### 2.2 缩小探索 ( $X_2$ )

方式2( $X_2$ ):高空预备攻击。这种行为在数学上可表达为:

$$X_2(t+1) = X_{\text{best}} \times \text{Levy}(D) + X_R(t) + (y - x) \times \text{rand} \quad (6)$$

其中 $\text{Levy}(D)$ 为Levy飞行分布函数:

$$\text{Levy}(D) = s \times \frac{u \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (7)$$

$$\sigma = \left( \frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin \frac{\pi\beta}{2}}{\left( \Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)} \right)} \right) \quad (8)$$

$x$ 、 $y$ 生成螺旋:

$$y = r \times \cos(\theta) \quad (9)$$

$$x = r \times \sin(\theta) \quad (10)$$

螺旋半径 $r$ :

$$r = r_1 + U \times D_1 \quad (11)$$

螺旋角度 $\theta$ :

$$\theta = -\omega \times D_1 + \theta_1 \quad (12)$$

$$\theta_1 = \frac{3 \times \pi}{2} \quad (13)$$

对于固定的搜索周期数, $r_1$ 、 $U$ 和 $\omega$ 是固定值, $D_1$ 是 $\text{Dim}$ ,显然当 $\text{Dim}=1$ 时, $r$ 为一恒定值,导致原有的螺旋攻击行为变成单一的绕圈动作,大大降低了捕猎成功的可能性。

### 2.3 扩展利用 ( $X_3$ )

方式3( $X_3$ ):下降飞行攻击,可表示为:

$$X_3(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t)) \times \alpha - \text{rand} + ((\text{UB} - \text{LB}) \times \text{rand} + \text{LB}) \times \delta \quad (14)$$

### 2.4 缩小利用 ( $X_4$ )

方式4( $X_4$ ):行走和抓取猎物,可表示为:

$$X_4(t+1) = \text{QF} \times X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X(t) \times \text{rand}) - G_2 \times \text{Levy}(D) + \text{rand} \times G_1 \quad (15)$$

$$\text{QF}(t) = t^{\frac{2 \times \text{rand} - 1}{(1-T)^2}} \quad (16)$$

$$G_1 = 2 \times \text{rand} - 1 \quad (17)$$

$$G_2 = 2 \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (18)$$

式中:QF为质量函数; $G_1$ 为AO的各种运动; $G_2$ 为AO的飞行斜率。

从式(4)~式(18)来看, $X_1$ 和 $X_4$ 会向0收敛, $X_3$ 会收敛到常数,只有 $X_2$ 勉强会收敛至最优解,故AO算法易陷入局部最优<sup>[20]</sup>。

## 3 改进天鹰优化算法

### 3.1 Circle 混沌映射及反向学习策略初始化

由于天鹰优化算法初始化种群是根据式(2)随机生成的,这种方式没有任何的先验条件可以使

用, 生成的种群很可能没有覆盖目标位置, 甚至距离目标位置十分遥远, 故在一定程度上会影响 MPPT 的效率。利用 Circle 映射来构建种群, 以便完成初始化处理, 标准 Circle 映射为:

$$x_{i+1} = \text{mod} \left( x_i + 0.2 - \left( \frac{0.5}{2\pi} \right) \sin(2\pi x_i), 1 \right) \quad (19)$$

根据文献[21]可以推测, 光伏阵列最大功率点处的电压处在开路电压的 70%~80%, 因此提出一种结合反向学习[22]的 Circle 混沌映射, 其生成种群及标准 Circle 映射初始化效果对比如图 3 所示, 既大体满足了均匀分布, 又达到了在 0.7~0.8 相对多分布的目的。

反向学习数学表达式为:

$$x'_{(i)} = a + b - x_{(i)} \quad (20)$$

式中:  $a$ 、 $b$  分别为  $x_{(i)}$  的上限和下限。

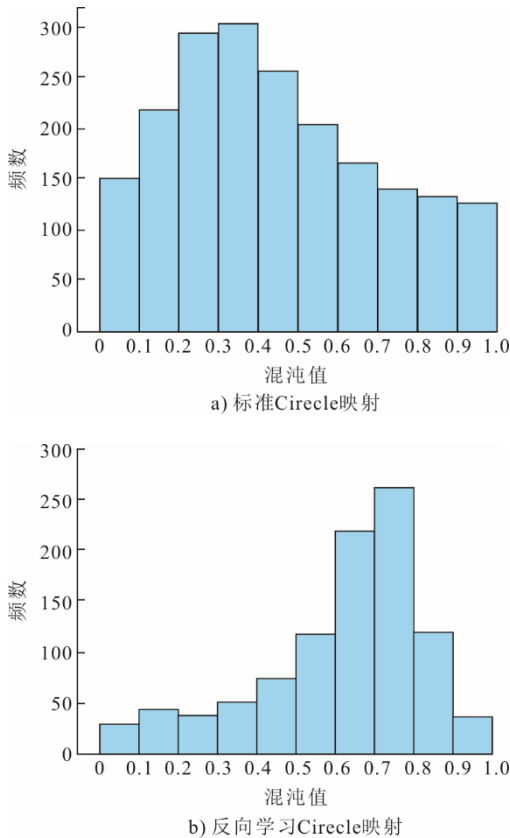


图 3 初始化效果对比  
Fig.3 Comparison of initialization effects

### 3.2 狭域勘探 $X_2$ 的优化

狭域勘探  $X_2$  是前期探索的重要组成部分, 是继扩大勘探  $X_1$  后对目标猎物选定区域的局部探索, 也是天鹰优化算法最常用的方法。然而式(6)并不能很好地完成局部探索。就天鹰的短滑翔攻击, 即

$(y-x) \times \text{rand}$ , 在式(12)中, 由于 MPPT 为一维寻优, 故  $D_1=1$ ,  $\theta$  成为一个定值, 导致狭域勘探  $X_2$  的短滑翔攻击失去了其螺旋形行为, 捕捉猎物的成功率随之降低。考虑到猎物逃跑可能不会在一个方向上, 故在此引入随机变化的  $\theta$ , 即:

$$\theta = \text{rand} \times \pi / 2 \quad (21)$$

并调整固定值  $r$  为随迭代次数  $t$  自适应减小的变量, 则有:

$$r' = r \times (1 - t/T) \quad (22)$$

此举使得天鹰更好地调整自身位置, 从而跟紧逃跑的猎物, 以提高算法的局部搜索性能。

### 3.3 鲸鱼优化算法改进的 AO 搜索策略

天鹰优化算法在其搜索机制上存在一定的局限性, 如局部最优停滞和收敛速度[23]。这是一个几乎所有优化问题都面临的普遍问题, 可以通过使用辅助搜索工具增强优化器的搜索过程来解决, 如与另一个优化器混合使用或应用其他搜索技术来提高优化器的搜索能力。鲸鱼优化算法 (WOA) 可用作天鹰优化算法局部搜索, 来提高其解决不同优化问题能力, 从而为改进天鹰优化算法增加灵活性。

天鹰优化算法在光伏 MPPT 一维寻优应用中, 失去了其螺旋形攻击行为。因此在整个 IAO 的优化过程中, 使用 WOA 的螺旋行为来更新解决方案, 改进对原始 AO 的扩展开发。在这方面, AO 的扩展开发方程 (式(14)), 被 WOA 的螺旋方程替换。

WOA 的螺旋方程为:

$$X(i+1) = \text{Dis} \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) + X_{\text{best}}(t) \quad (23)$$

式中:  $\text{Dis}$  为  $X_i(t)$  和  $X_{\text{best}}(t)$  之间的距离。

### 3.4 改进天鹰优化算法的光伏 MPPT 控制流程

IAO 算法光伏局部遮荫 MPPT 控制流程如图 4 所示。由图 4 可见: 在 MPPT 控制流程中, 首先, 通过 Circle 混沌映射和反向学习策略进行种群初始化, 以确定其参数值; 其次, 检测输入电压和输入电流, 并通过适应度函数测算输出功率; 最后, 记录个体和种群的最佳定位, 以实现天鹰种群的有效控制。当种群所有个体适应度值  $P(i)$  ( $i=1 \dots n$ ,  $n$  为种群个数) 与最大预测概率值  $P_{\text{best}}$  的差值小于最大功率预测值的 0.5% 时, 停止迭代, 输出最优值; 否则, 再根据算法更新个体位置, 完成迭代, 最后确定 MPP; 在动态遮荫实验时, 在光伏系统平稳输出的时候, 若某一时刻光照突变, 算法检测到当前输出功率  $P_{\text{prep}}$  与之前最大预测功率  $P_{\text{best}}$  的差值大于  $P_{\text{best}}$  的 0.5%, 则令  $t=0$ , 重启算法, 再次寻优。

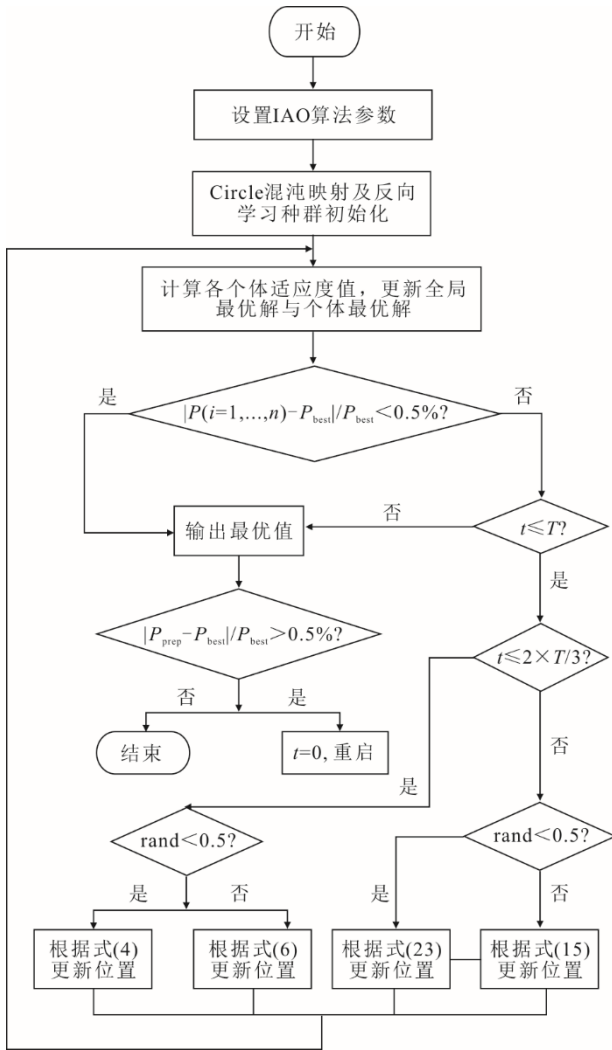


图4 IAO-MPPT 控制流程  
Fig.4 IAO-MPPT control flow

### 4 仿真及分析

根据第1节所选取实验对象, 光伏系统 MPPT 模型如图5所示。Boost 电路中,  $C_{in}=1 \times 10^{-4} F$ ,  $C_{out}=2.8 \times 10^{-4} F$ ,  $L=1 \times 10^{-4} h$ ,  $R_{load}=2 \Omega$ 。

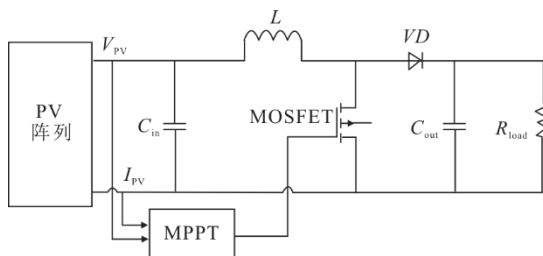


图5 光伏系统 MPPT 模型  
Fig.5 MPPT model of photovoltaic system

#### 4.1 静态局部遮荫

为验证本文算法的有效性, 将本文 (IAO) 算法

与改进的 PSO (IPSO) 算法、改进的 WAO (IWAO) 算法<sup>[24]</sup>和 AO 算法进行了比较。

恒温条件为 25 °C, 遮荫条件分别为 800、600、1 000 W/m<sup>2</sup>。图6为不同算法静态局部遮荫结果对比。由图6可知, 在遮荫条件下, IPSO 算法、IWAO 算法和 AO 算法经多次振荡跳出局部最优点, 相继在 60 ms 收敛在 6 680 W, 8 ms 收敛在 6 681 W 以及 7 ms 收敛在 6 681 W 处, 可以明显看出, 失去螺旋形短滑翔攻击的 AO 算法跳出局部最优点弱, 且寻优存在一定的误差。本文提出的 IAO 算法跳出局部最优点能力最强, 收敛速度最快, 在 2.7 ms 时即完成了全局寻优, 收敛至  $P=6\ 682\ W$ , 且无明显波动, 平稳性好。

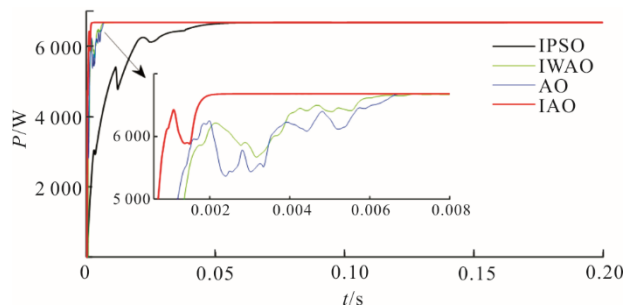
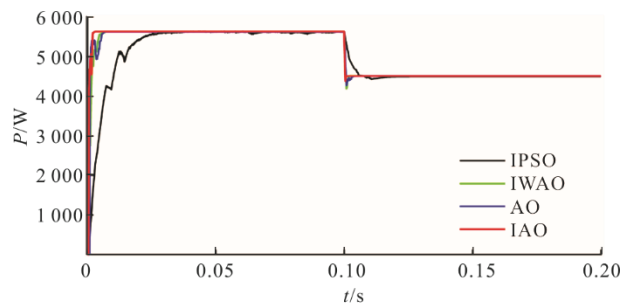


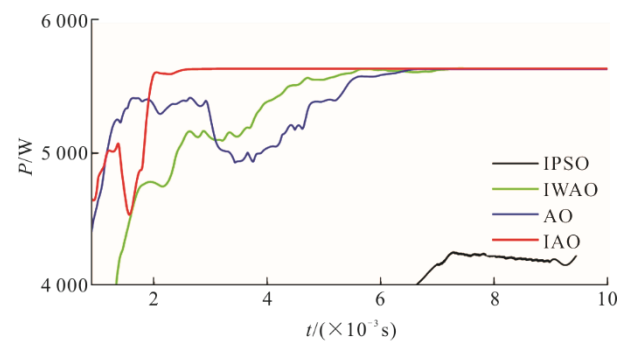
图6 不同算法静态局部遮荫结果对比  
Fig.6 Static comparison chart

#### 4.2 动态局部遮荫

图7为不同算法动态局部遮荫结果对比。



a) 动态对比



b) 局部放大1

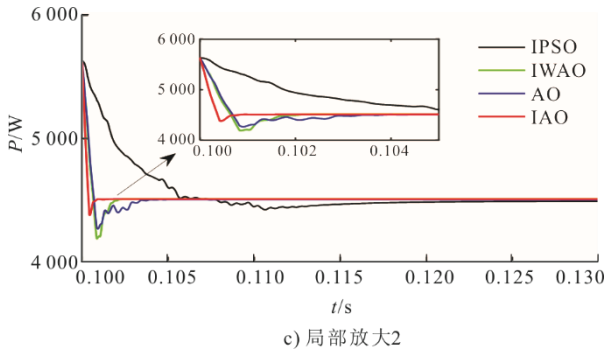


图 7 不同算法动态局部遮荫结果对比  
Fig.7 Dynamic local shading contrast diagram

图 7 中：初始辐照度为遮荫条件 2 为 500、700、1 000 W/m<sup>2</sup>，在 0.1 s 切换到遮荫条件 3 为 500、300、1 000 W/m<sup>2</sup>。由图 7 可见：IPSO 算法经多次迭代并未完全收敛，仍存在一定的偏差和波动；AO 和 IWAO 算法的寻优速度慢，且收敛时有大的振荡。本文所提出的 IAO 算法波动很小，在极短的时间内就重新搜索到新的最大功率点，并平稳输出。

遮荫条件 2 下，由图 7b)可见：IWAO 算法的收敛速度较慢，在跳出第 2 个局部最优点时用时超过 1 ms，但顺利在 7.6 ms 收敛到最大功率点 5 629 W；AO 算法的寻优速度较快，但很快在 3 ms 陷入局部最优点，但由于其拥有较强的全局勘探能力，在经过多次迭代在 6.8 ms 收敛到最大功率点 5 629 W；IWAO、AO 算法都有着不错的动态响应，在 8 ms 内都收敛到最大功率点，但是 IAO 算法不仅收敛速度快，跳出局部最优点能力强，还避免了局部最优停滞，在 3 ms 内就率先收敛到最大功率点 5 629 W。

由图 7c)可见：IPSO 算法在 0.13 s 后收敛，陷入局部最优值  $P=4\ 499\ W$ ，IWAO 算法用时 20 ms 收敛到新的最大功率点  $P=4\ 510\ W$ ；AO 算法用时

40 ms 搜索到新的最大功率点  $P=4\ 507\ W$ ，陷入局部最优；而 IAO 算法仅用时 8 ms 即收敛到新的最大功率点  $P=4\ 510\ W$ ，可见 IWAO 算法在光照突变情况下的寻优性能较优，虽然突变时功率下降较大，但其重新搜索新的最大功率点速度快；而 AO 算法在应对光照突变情况下不仅波动大，且未收敛到最大功率点；IAO 算法不仅重新搜索最大功率点速度快，且收敛平滑波动小，稳定输出功率 4 510 W。

### 5 实验验证

采用武汉大学微电网实验平台（图 8）。光伏阵列是由 42 块 CLS-240P 型号电池组成 3×14 阵列。STMS320F28335 作为下位机的主控芯片，在上位机中运行算法，将生成的占空比数据通过串口传输到下位机，从而实现对开关管的控制，以确保系统的正常运行，实现最大功率点跟踪。



图 8 实验平台  
Fig.8 Experimental platform

在实验平台上进行动态局部遮荫实验，图 9 为 IAO 算法实验追踪数据。

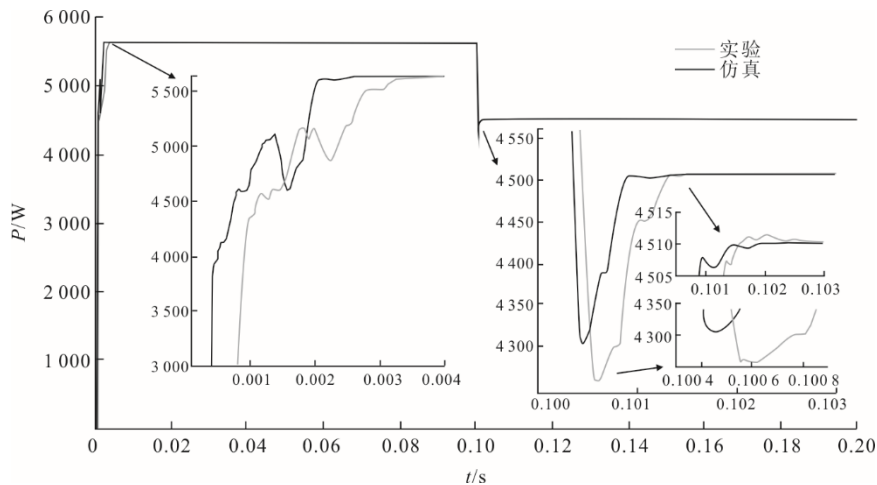


图 9 IAO 算法实验追踪  
Fig.9 IAO algorithm experiment tracking diagram

由图9可见: IAO 算法实验在 3.4 ms 收敛到最大功率点 5 629 W, 与仿真结果相比, 实验追踪曲线收敛用时多 0.7 ms; 在光照突变的情况下, 实验追踪曲线有一定波动, 在 0.1 s 时辐照度突变, 经 5.5 ms 其功率下降到 4 272 W, 比仿真下降的最低点低 43 W, 经 13 ms 重新搜寻到新的最大功率点, 收敛至 4 510 W 平稳输出。由于实验工况更为复杂, 仿真模型考虑因素不全, 且实际通信信号存在不确定的干扰, 导致实验结果与仿真有些许差距, 但不影响实际的应用。

综上, 本文提出 IAO 算法在静、动态遮荫条件下性能较优, 不仅在极短时间内重新找到最大功率点, 还克服了光照条件突变情况下功率振荡过大的问题。

## 6 结 语

针对局部遮荫等外部干扰条件, 传统的 MPPT 算法失效以及基础的智能算法收敛速度慢、追踪精度低, 易产生振荡等问题。本文将最新的 AO 算法运用到光伏 MPPT 中, 针对其中存在的问题, 进行局部优化, 采用 WOA 算法的螺旋寻优, 提出一种改进的 IAO 算法, 仿真和实验表明, 与 AO 算法相比, IAO 算法的收敛速度更快, 寻优精度更高, 跳出局部最优点能力更强, 输出更稳定, 且对太阳辐照度的突变有较强的适应性。

### 【参 考 文 献】

- [1] 姜海洋, 杜尔顺, 朱桂萍, 等. 面向高比例可再生能源电力系统的季节性储能综述与展望[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(19): 194-207.  
JIANG Haiyang, DU Ershun, ZHU Guiping, et al. Review and prospect of seasonal energy storage for power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 194-207.
- [2] 邱革非, 张春刚, 仲泽坤, 等. 基于扰动观察法和电导增量法的光伏发电系统 MPPT 算法研究综述[J]. 中国电力, 2017, 50(3): 154-160.  
QIU Gefei, ZHANG Chungang, ZHONG Zekun, et al. MPPT analysis of photovoltaic power generation system based on P&O and IC method[J]. Electric Power, 2017, 50(3): 154-160.
- [3] DING M, LV D, YANG C, et al. Global maximum power point tracking of PV systems under partial shading condition: a transfer reinforcement learning approach[J]. Applied Sciences, 2019, 9(13): 56-59.
- [4] 王伟, 戴朝华, 陈维荣, 等. 改进功率预测变步长扰动法在光伏 MPPT 中的研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(2): 217-225.  
WANG Wei, DAI Chaohua, CHENG Weirong, et al. Research on improved variable step perturbation algorithm for power prediction in photovoltaic MPPT[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(2): 217-225.
- [5] 易磊, 谢雨龙, 曾凡炎, 等. 基于神经网络的改进扰动观察法 MPPT 控制[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 198-203.  
YI Lei, XIE Yulong, ZENG Fanyan, et al. Improved perturbation observation method MPPT control based on neural network[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(4): 198-203.
- [6] 刘文锋, 李昂. 基于变步长扰动观察法结合改进天牛群优化算法的三步复合光伏最大功率跟踪算法[J]. 热力发电, 2022, 51(10): 138-144.  
LIU Wenfeng, LI Ang. Three-step composite photovoltaic MPPT algorithm based on IP&O-IBSO[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(10): 138-144.
- [7] 花赞昊, 朱武, 郭启明. 光伏发电系统 MPPT 算法研究综述[J]. 电源技术, 2020, 44(12): 1855-1858.  
HUA Yunhao, ZHU Wu, GUO Qiming. Review of MPPT algorithm of photovoltaic power generation system[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(12): 1855-1858.
- [8] 聂晓华, 赖家俊. 局部阴影下光伏阵列全局最大功率点跟踪控制方法综述[J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3279-3285.  
NIE Xiaohua, LAI Jiajun. A survey on tracking and control approaches for global maximum power point of photovoltaic arrays in partially shaded environment[J]. Power System Technology, 2014, 38(12): 3279-3285.
- [9] 朱艳伟, 石新春, 但扬清, 等. 粒子群优化算法在光伏阵列多峰最大功率点跟踪中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 42-48.  
ZHU Yanwei, SHI Xinchun, DAN Yangqing, et al. Application of PSO algorithm in global MPPT for PV array[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 42-48.
- [10] 韩思鹏, 蒋晓艳, 罗意, 等. 遮阴条件下光伏 MPPT 自适应粒子群算法优化[J]. 太阳能学报, 2022, 43(6): 99-105.  
HAN Sipeng, JIANG Xiaoyan, LUO Yi, et al. Photovoltaic MPPT adaptive particle swarm optimization optimization under shading conditions[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(6): 99-105.
- [11] 聂晓华, 王薇. 混沌改进猫群算法及其在光伏 MPPT 中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(22): 6103-6110.  
NIE Xiaohua, WANG Wei. Chaos improved cat swarm optimization and its application in the PV MPPT[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(22): 6103-6110.
- [12] 王义君, 陈忠野, 缪瑞新, 等. 基于三角剖分的 WSNs 元胞感知覆盖算法[J]. 电子学报, 2022, 50(10): 2443-2451.  
WANG Yijun, CHEN Zhongye, MIAO Ruixin, et al. A cellular perceptron coverage algorithm based on triangulation in WSNs[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(10): 2443-2451.
- [13] 商立群, 朱伟伟. 基于全局学习自适应细菌觅食算法的光伏系统全局最大功率点跟踪方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(12): 2606-2614.  
SHANG Liqun, ZHU Weiwei. Photovoltaic system global maximum power point tracking method based on the global learning adaptive bacteria foraging algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(12): 2606-2614.
- [14] 王加健, 帕孜来·马合木提, 孔博龙. 基于改进樽海鞘群算法的光伏系统 MPPT 研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 191-197.

- WANG Jiajian, PAZLAI MAHEMUTI, KONG Bolong. Research on MPPT of photovoltaic system based on improved salp swarm algorithm[J]. *Acta Energetica Sinica*, 2022, 43(4): 191-197.
- [15] LAITH A, DALIA Y, MOHAMED A E, et al. Aquila optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157: 107250.
- [16] WANG S, JIA H, ABUALIGAH L, et al. An improved hybrid aquila optimizer and harrishawks algorithm for solving industrial engineering optimization problems[J]. *Processes*, 2021, 9(9): 1551.
- [17] XING Q Y, WANG J Z, LU H Y, et al. Research of a novel short-term wind forecasting system based on multi-objective aquila optimizer for point and interval forecast[J]. *Energy Conversion and Management*, 2022, 263: 115583.1-115583.26.
- [18] 刘瑞阳, 薛云灿, 冯宝玥, 等. 光伏发电系统模糊分段变步长算法最大功率点跟踪策略[J]. *热力发电*, 2016(5): 48-53.  
LIU Ruiyang, XUE Yuncan, FENG Baoyue, et al. A new control strategy for MPPT in photovoltaic system based on fuzzy and variable step size algorithm[J]. *Thermal Power Generation*, 2016(5): 48-53.
- [19] 徐桂芝, 梁丹曦, 宋洁, 等. 基于最大功率点跟踪与储能补偿的光伏-制氢系统研究[J]. *热力发电*, 2022, 51(11): 156-163.  
XU Guizhi, LIANG Danxi, SONG Jie, et al. Photovoltaic hydrogen production system based on MPPT and energy storage compensation[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(11): 156-163.
- [20] 徐亦凤, 刘升, 刘宇淞, 等. 融合差分变异和切线飞行的天鹰优化器[J]. *计算机应用研究*, 2022, 39(10): 2996-3002.  
XU Yifeng, LIU Sheng, LIU Yusong, et al. The skyhawk optimizer integrating differential variation and tangent flight[J]. *Computer Application Research*, 2022, 39(10): 2996-3002.
- [21] 王云平, 李颖, 阮新波. 基于局部阴影下光伏阵列电流特性的最大功率点跟踪算法[J]. *电工技术学报*, 2016, 31(14): 201-210.  
WANG Yunping, LI Ying, RUAN Xinbo. Maximum power point tracking algorithm for photovoltaic array under partial shading based on current property[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(14): 201-210.
- [22] 张兴辉, 樊秀梅, 阿喜达, 等. 反向学习的灰狼算法优化及其在交通流预测中的应用[J]. *电子学报*, 2021, 49(5): 879-886.  
ZHANG Xinghui, FAN Xiumei, SHAN Axida, et al. Grey wolf optimization based on opposition learning and its application in traffic flow forecasting[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(5): 879-886.
- [23] AHMED A E, YAHYA A Z, LAITH A, et al. A cox proportional-hazards model based on an improved aquila optimizer with whale optimization algorithm operators[J]. *Mathematics*, 2022, 10(8): 1-17.
- [24] 李崎勇, 张伟斌, 赵新哲, 等. 改进鲸鱼算法优化支持向量回归的光伏最大功率点跟踪[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(9): 1771-1781.  
LI Jiyong, ZHANG Weibin, ZHAO Xinzhe, et al. Global maximum power point tracking for PV array based on support vector regression optimized by improved whale algorithm[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(9): 1771-1781.

(责任编辑 杜亚勤)