

# 基于ISSA\_GWO算法的局部阴影下光伏MPPT的研究

唐海波<sup>1\*</sup>, 张磊<sup>2#</sup>

<sup>1</sup>凌云科技集团有限责任公司, 湖北 武汉

<sup>2</sup>长江大学电子信息与电气工程学院, 湖北 荆州

收稿日期: 2025年9月18日; 录用日期: 2025年10月25日; 发布日期: 2025年12月5日

## 摘要

针对局部阴影下传统光伏系统最大功率点跟踪(MPPT)算法易陷入局部最优的问题, 提出了一种新的控制模型——ISSA\_GWO模型。该模型融合了樽海鞘算法的全局搜索能力和灰狼算法的局部开发特性。另外, 该模型通过引入动态平衡因子调节SSA算法的全局和局部搜索权重, 并结合差分进化策略优化领导者位置更新, 从而有效提升了多峰场景下的寻优成功率。该算法与PSO、SSA、GWO算法在不同辐照条件下进行仿真对比实验, 验证了ISSA\_GWO算法在复杂阴影环境下具有更快的跟踪速率和更高的收敛精度, 同时也具有更高的鲁棒性与效率, 该算法为复杂阴影环境下的光伏系统提供更高效的MPPT解决方案。

## 关键词

光伏阵列, 局部阴影, 最大功率点跟踪, 多峰优化, 樽海鞘算法, 灰狼算法

# Research on Photovoltaic MPPT under Local Shadow Based on ISSA\_GWO Algorithm

Haibo Tang<sup>1\*</sup>, Lei Zhang<sup>2#</sup>

<sup>1</sup>Lingyun Technology Group Co., Ltd., Wuhan Hubei

<sup>2</sup>School of Electronic Information and Electrical Engineering, Yangtze University, Jingzhou Hubei

Received: September 18, 2025; accepted: October 25, 2025; published: December 5, 2025

## Abstract

In order to solve the problem that the traditional MPPT algorithm of PV system is easy to fall into

\*第一作者。

#通讯作者。

local optimal under local shadow, a new control model, ISSA\_GWO model, is proposed. This model combines the global search ability of Salpa algorithm with the local development characteristic of gray Wolf algorithm. The global/local search weights of the SSA algorithm are adjusted by introducing dynamic balance factors, and the leader position update is optimized with differential evolution strategy, thus effectively improving the search success rate in multi-peak scenarios. The simulation and comparison experiments of this algorithm with PSO, SSA and GWO algorithms under different irradiation conditions verify that ISSA\_GWO algorithm has faster tracking rate and higher convergence accuracy in complex shadow environment, and also has higher robustness and efficiency. This algorithm provides a more efficient MPPT solution for photovoltaic systems in complex shadow environment.

## Keywords

**Photovoltaic Array, Local Shadow, Maximum Power Point Tracking, Multi-Modal Optimization, Salp Algorithm, Grey Wolf Algorithm**

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

光伏发电作为清洁能源技术的重要组成部分,其能量转换效率直接受最大功率点跟踪(MPPT)技术影响。然而,在局部阴影条件下,光伏阵列的输出功率-电压(P-V)曲线呈现多峰特性,导致传统MPPT算法(如扰动观察法、电导增量法)易陷入局部极值,造成显著功率损失[1][2]。研究表明,此类场景下的功率损失可达理论值的30%~40%,严重制约光伏系统的实际效能[3]。因此,如何在复杂光照环境下实现快速、稳定且高精度的多峰MPPT,成为当前研究的关键挑战。

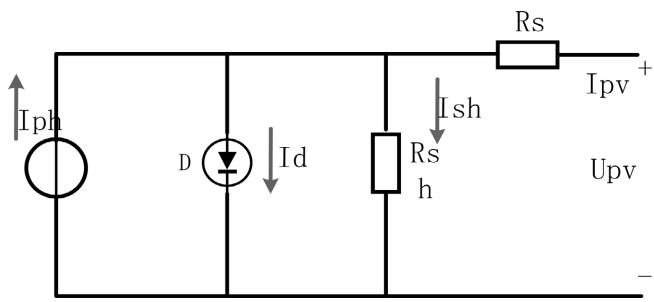
近年来,元启发式算法因其全局寻优能力被广泛应用于多峰MPPT领域。例如,粒子群优化(PSO)算法通过群体协作提升搜索效率,但存在收敛速度慢和早熟收敛问题[4];文献[5]结合遗传算法(GA)增强全局搜索能力,但其计算复杂度限制了动态场景下的适用性;文献[6]提出的樽海鞘算法(SSA)虽能有效避免局部最优,但在动态光照下鲁棒性不足;灰狼优化算法(GWO)凭借分层协作机制优化了局部开发,但在多峰场景中全局探索能力较弱[7]。这些研究为多峰MPPT提供了重要基础[8],但在动态权重分配、局部开发与全局搜索的平衡机制等方面仍存在改进空间[9]。

针对局部阴影下光伏多峰最大功率点跟踪问题,本文提出一种改进樽海鞘-灰狼融合算法(ISSA\_GWO)与动态重启机制结合的MPPT控制方法。ISSA\_GWO通过动态平衡因子自适应调节全局探索与局部开发权重,引入差分进化策略优化领导者位置更新,并基于灰狼分层协作机制增强追随者寻优效率,显著提升多峰场景下的全局探索能力与收敛精度。

## 2. 复杂阴影下的光伏输出特性

### 2.1. 太阳能电池模型

利用光生伏特效应制作的太阳电池,其典型模型是“单二极管”模型[10],可看作是由恒流源 $I_{ph}$ 、整流二极管D、并联电阻 $R_{sh}$ 构成,图1展示了光伏电池的等效电路,其输出特性可由以下式(1)表示:



**Figure 1.** Equivalent schematic diagram of photovoltaic cells  
**图 1.** 光伏电池等效原理图

其输出特性基本表达式为:

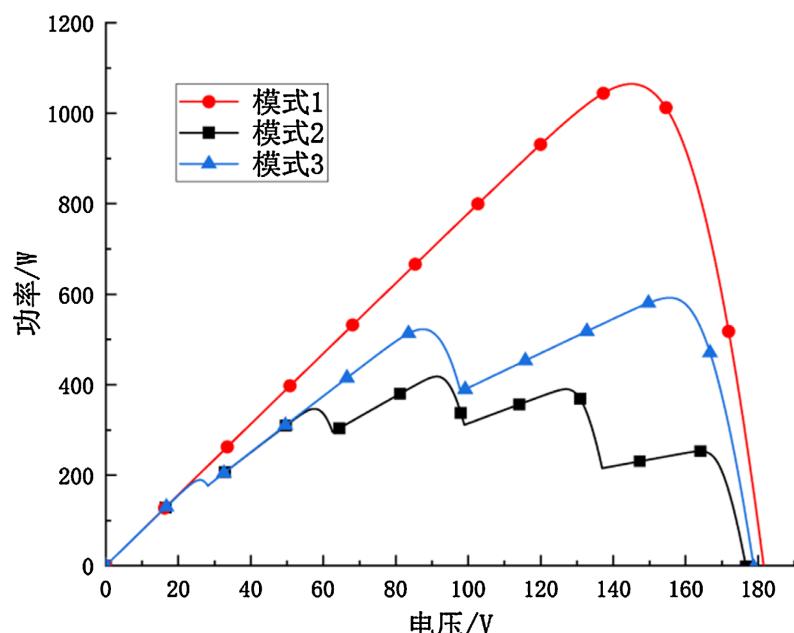
$$I_{pv} = I_{ph} - I_0 \left\{ \exp \left[ \frac{q(U_{pv} + I_{pv}R_s)}{ATK} \right] - 1 \right\} - \frac{U_{pv} + I_{pv}R_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中:  $I_{pv}$  ——负载电流;  $I_{ph}$  ——PV 电池产生的光生电流;  $I_0$  ——光伏阵列的反向饱和电流;  $q$  ——电子电荷;  $U_{pv}$  ——负载电压;  $A$  ——二极管的品质因数;  $T$  ——太阳电池表面温度、 $K$  ——玻尔兹曼常数[11]。

## 2.2. 光伏阵列的多峰输出特性

在实际使用光伏发电的过程中, 灰尘、树木、云层移动等因素常导致光伏阵列的太阳辐照度分布不均, 产生局部阴影[12]。这是 P-U 曲线从单峰转为多峰的主要原因, 从而影响了发电效率。

为了探讨局部阴影下光伏阵列输出特性, 本文采用 5 块太阳能电池板串联形成一个光伏阵列, 并将受到光照强度分为 3 种模式, 模式 1: 5 块电池板均受  $1000 \text{ W/m}^2$  全额光照辐射; 模式 2: 辐照强度依次为  $1000, 800, 600, 400, 200 \text{ W/m}^2$ ; 模式 3: 辐照强度依次为  $1000, 800, 800, 500, 500 \text{ W/m}^2$ 。按照上述三种模式仿真出其光伏阵列的 P-U 特性曲线如下所示:



**Figure 2.** P-U characteristic curve under local shadow  
**图 2.** 局部阴影下的 P-U 特性曲线图

从上图 2 可以看出当光伏板处于局部阴影时会出现多峰值问题, 传统算法易陷入局部最优而导致跟踪失效。

### 3. ISSA\_GWO 算法控制模型

#### 3.1. SSA 算法介绍

SSA 算法是一种基于群体智能的优化算法, 灵感来源于樽海鞘的链式游动行为。樽海鞘群体通过头尾相连的结构在水中移动, 完成觅食。领导者和追随者共同寻找食物, 算法通过设定适应度最高的樽海鞘位置为食物位置, 实现逐步优化的过程。

首先初始化樽海鞘种群, 将其位置定义为  $N \times d$  的搜索空间, 如式(2)所示:

$$X_j^i = \begin{bmatrix} X_1^1 & X_2^1 & \cdots & X_D^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_1^N & X_2^N & \cdots & X_D^N \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $N$ —种群数量,  $d$ —空间维度。

同时定义  $F$  为搜索空间中的设定目标向量或者食物源, 各个维度在一定的范围内搜索, 定义上界为  $U_b$ , 下界为  $L_b$ , 其式如下所示:

$$\begin{cases} F = [F_1, F_2, \dots, F_d] \\ U_b = [U_{b1}, U_{b2}, \dots, U_{bd}] \\ L_b = [L_{b1}, L_{b2}, \dots, L_{bd}] \end{cases} \quad (3)$$

初始化种群开始位置, 使其随机分布在规定的上下界中, 如式(4)所示:

$$X_{N \times d} = \text{rand}(N, d) \times (U_b - L_b) + L_b \quad (4)$$

其中,  $\text{rand}(N, d)$  为  $[0, 1]$  内  $N \times d$  的任意矩阵。

在樽海鞘寻找食物源或者目标值的过程中, 领导者的位置会不断更新, 使得整个樽海鞘群向着最佳食物源运动。其位置更新规则如下:

$$X_d^1 = \begin{cases} F_d + c_1 [(U_b - L_b) c_2 + L_b], c_3 \geq 0.5 \\ F_d - c_1 [(U_b - L_b) c_2 + L_b], c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $X_d^1$ —樽海鞘链的领导者在维度  $d$  上的位置;  $F_d$ —目标位置的  $d$  维度值;  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ — $[0, 1]$  内的随机数。追随者位置更新规则如下所示, 追随者随着领导者的位置变化而变化:

$$x_j^i = \frac{1}{2} (x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (6)$$

式中,  $x_j^{i-1}$ —樽海鞘链中第  $i-1$  只个体的空间位置。

#### 3.2. GWO 算法介绍

灰狼优化算法是一种基于灰狼捕猎行为模拟的元启发式优化算法。通过模拟灰狼的社会等级制度和捕猎行为来实现全局优化。灰狼群体的组织结构分为四个等级:  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$  和  $\omega$ , 其中  $\alpha$  是群体领导者,  $\beta$  和  $\delta$  协助管理群体,  $\omega$  是普通成员。

GWO 算法模拟灰狼群体围捕猎物的三个阶段: 猎物的搜索; 猎物的包围; 猎物的捕杀。在优化过程中, 灰狼群体通过三个最佳灰狼个体( $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$ )的引导更新其他灰狼的位置, 从而逼近全局最优解。

灰狼在捕猎的过程中, 包围猎物的行为可以用式(7)~(8)表示:

$$D = |C \cdot X_{\text{prey}} - X| \quad (7)$$

$$X(t+1) = X_{\text{prey}} - A \cdot D \quad (8)$$

式中,  $X_{\text{prey}}$ ——猎物的位置,  $X$ ——灰狼的移动位置,  $t$ ——迭代次数,  $D$ ——狼群个体与猎物的距离;  $A$ 和  $C$ ——系数向量, 分别定义为:

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (9)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (10)$$

其中,  $a$ ——收敛因子, 从 2 线性减小到 0;  $r_1$ 、 $r_2$ ——随机向量。

将  $\alpha$  狼的位置作为本次寻优的最优解的位置,  $\beta$  狼为次优解位置,  $\delta$  狼为第三优解位置, 在下一次位置更新时, 其位置可以用式(11)表示:

$$\begin{cases} D_{\alpha} = |C_1 \cdot X_{\alpha} - X| \\ D_{\beta} = |C_2 \cdot X_{\beta} - X| \\ D_{\delta} = |C_3 \cdot X_{\delta} - X| \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $D_{\alpha}$ 、 $D_{\beta}$ 、 $D_{\delta}$ ——猎物与  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$  的距离,  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$ ——常数,  $X_{\alpha}$ 、 $X_{\beta}$ 、 $X_{\delta}$ ——狼群分别位置。

### 3.3. 基于 ISSA-GWO 的 MPPT 算法设计

SSA 算法在早期迭代中展现出较强的全局搜索能力, 可广泛探索解空间; GWO 算法则在后期迭代中通过精细化局部搜索提升收敛精度。本文尝试将改进 SSA 算法后与 GWO 算法结合, 下面介绍针对 ISSA\_GWO 算法对光伏场景下的具体改进措施:

#### (1) 引入动态平衡因子

由于原始的 SSA 没有动态平衡因子, 开发和探索的比例是固定的, 这会导致寻优时间较长, 并使得迭代后期在最优处振荡。动态平衡因子通过指数衰减函数调节全局搜索权重, 前期侧重探索, 后期侧重开发, 避免早熟收敛, 如式(12)所示:

$$c_1 = 2 \cdot e^{-\left(\frac{4t}{T}\right)^2} \quad (12)$$

其中,  $t$  代表迭代次数。这个公式控制开发和探索之间的平衡。在算法控制中, 希望前期尽量使粒子探索更多空间位置, 后期使粒子在最优解附近开发。

#### (2) 引入差分策略(DE)改进领导者位置的更新

由式(6)可知, 原始 SSA 中领导者的更新仅基于目标函数值的比较, 没有变异或交叉的概念, 容易陷入局部最优解中。因此在领导者位置的更新中, 加入差分进化的变异和交叉操作:

$$V = P_{r1} + F \cdot (P_{r2} - P_{r3}) \quad (13)$$

其中  $P_{r1}$ 、 $P_{r2}$ 、 $P_{r3}$  是粒子种群中随机选出的三个粒子;  $F$  为差分放大因子。DE 的变异操作生成新候选解, 交叉操作根据式(14)决定该解是否用于下一次迭代:

$$X_{\text{new}} = \begin{cases} V, \text{rand}() < CR \\ X_i, \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$X_{\text{new}}$ ——新粒子,  $CR$ ——交叉概率, 本文取 0.5。这一机制不仅能避免种群早熟, 还能增强粒子跳出

局部最优的能力。

### (3) 融合 GWO 算法改进追随者位置的更新

由式(8)可知, 在原始的 SSA 算法中, 第  $n$  个樽海鞘追随者的位置更新只与第  $n-1$  个追随者个体的位置有关, 容易导致粒子集中在一个区域; 另外这种更新规则在复杂问题中容易陷入局部最优, 特别是领导者初始位置不佳时。因此采用灰狼优化算法进行改进:

$$X(i) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (15)$$

其中,  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  满足以下关系:

$$\begin{cases} X_1 = \alpha - A \cdot D_\alpha, D_\alpha = C \cdot \alpha - P(i) \\ X_2 = \beta - A \cdot D_\beta, D_\beta = C \cdot \beta - P(i) \\ X_3 = \delta - A \cdot D_\delta, D_\delta = C \cdot \delta - P(i) \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $\alpha$ ——线性递减的参数。

GWO 算法通过模拟灰狼的位置引导樽海鞘追随者向全局最优解靠近, 显著提升了 SSA 的收敛速度和局部开发能力。

### (4) 加入算法重启条件及性能指标

当外界光照条件改变时, 需要重启本算法以找到新的最大功率点, 本算法以功率变化量设置重启条件( $\Delta P > 10\%$ ), 并定义性能评价指标:

$$\Delta P = \frac{|P_n - P_m|}{P_m} > 0.1 \quad (17)$$

式中,  $P_n$ ——当前功率,  $P_m$ ——迭代完成后的最大功率。图 3 为 ISSA\_GWO 算法的控制流程:

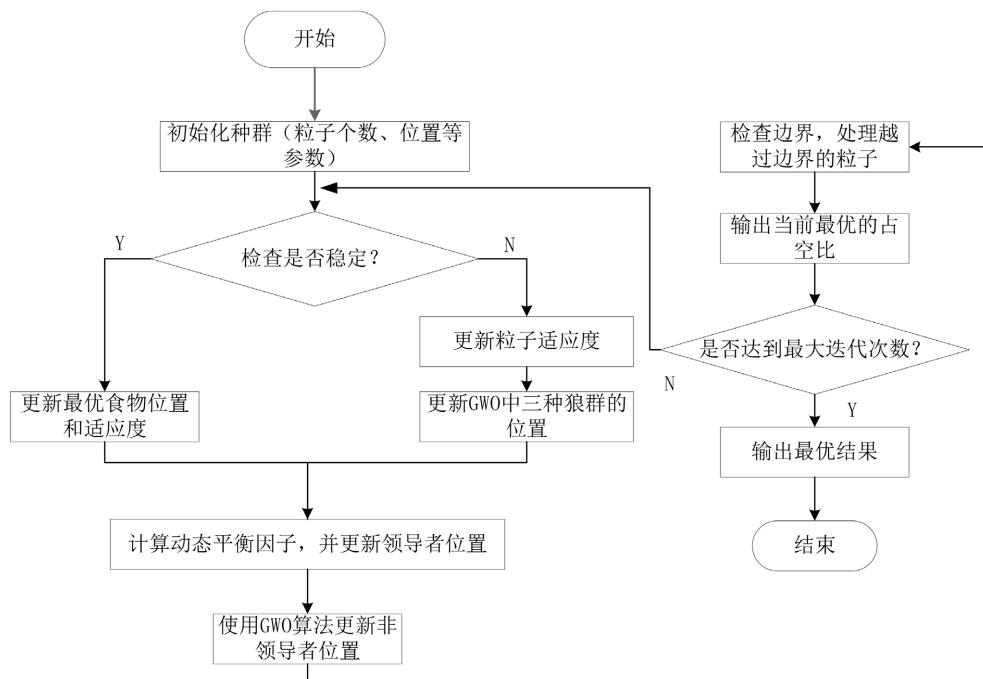


Figure 3. Flow chart of ISSA\_GWO algorithm

图 3. ISSA\_GWO 算法流程图

### 3.4. 算法性能测试

为了验证所提出的 ISSA\_GWO 算法寻优能力的高效性与准确性, 本次对比试验将 PSO、SSA、GWO 算法在相同条件下进行实验 50 次, 将种群数设定为 30, 迭代 100 次, 并取其平均值。

测试函数选用 CEC2005 函数集, 其中,  $F_5$ 、 $F_9$  为单峰值问题, 最优解通常位于搜索空间的某个固定点, 模拟 MPPT 系统中全光照模式;  $F_{11}$ 、 $F_{15}$  为多峰值问题, 具有局部最优解和全局最优解, 模拟 MPPT 系统中出现光伏板局部阴影现象, 其结果如表 1 与图 4 所示。

**Table 1.** Function set test results

**表 1.** 函数集测试结果

函数	算法	最优解	最差值	平均值	标准差
$F_5$	PSO	13.2	90077.1	9256.9	27209.02
	SSA	26.1	128.8	57.4	1.77
	GWO	154.7	3414.9	879.6	617.2
	本文算法	26.1	28.8	27.0	0.8
$F_9$	PSO	85.70	251.81	170.75	39.35
	SSA	126.27	234.82	180.06	24.45
	GWO	15.61	174.40	39.69	27.26
	本文算法	11.72	49.73	32.19	9.67
$F_{11}$	PSO	$4.4 \times 10^{-7}$	0.1	0.04	0.03
	SSA	0.4	0.3	$2.0 \times 10^{-3}$	$5.9 \times 10^{-3}$
	GWO	1.1	1.4	1.2	$6.9 \times 10^{-2}$
	本文算法	0	$1.7 \times 10^{-2}$	$2.5 \times 10^{-4}$	$3.0 \times 10^{-4}$
$F_{15}$	PSO	$4.2 \times 10^{-4}$	0.03	$6.3 \times 10^{-3}$	$8.9 \times 10^{-3}$
	SSA	$3.7 \times 10^{-4}$	0.07	$6.9 \times 10^{-3}$	$1.2 \times 10^{-2}$
	GWO	$3.1 \times 10^{-4}$	0.02	$5 \times 10^{-3}$	$8.2 \times 10^{-3}$
	本文算法	$4.0 \times 10^{-4}$	0.02	$3.7 \times 10^{-3}$	$6.9 \times 10^{-3}$

根据上述实验结果表明: (1) 在多峰函数中, ISSA\_GWO 的最优解显著优于其他算法, 其稳定性和跳出局部最优能力更强; (2) 对于单峰函数 ISSA\_GWO 的收敛精度与收敛曲线均表明其能以更少迭代逼近最优解, 平均收敛时间缩短约 20%~40%。

### 4. 仿真实验

本文采用 Matlab 中的 Simulink 平台搭建光伏发电仿真系统以验证改进算法对于 MPPT 系统的有效性。该模型由 MPPT 算法控制模块、BOOST 电路、太阳能光伏板等构成, 其结构如下图 5 所示。

通过仿真实验, 在无阴影、部分静态阴影(如 1.2 节所述)及动态阴影三种场景下验证本算法的性能, 对比目前常用上述三种算法对光伏 MPPT 的追踪效果。每种算法均重复实验 50 次, 并设置初始粒子数量为 4 个, 最大迭代次数为 30 次, 仿真时间 0.5 s, 其仿真结果如表 2 及图 6 所示。

通过表 2 与图 6 分析可知, 在静态阴影条件下, 本全光照模式(模式 1)下, ISSA\_GWO 算法的功率输出曲线始终保持在较高水平, 平均跟踪功率达 1064.5 W, 明显高于 PSO、SSA 和 GWO 算法, 且仅用 0.12 s

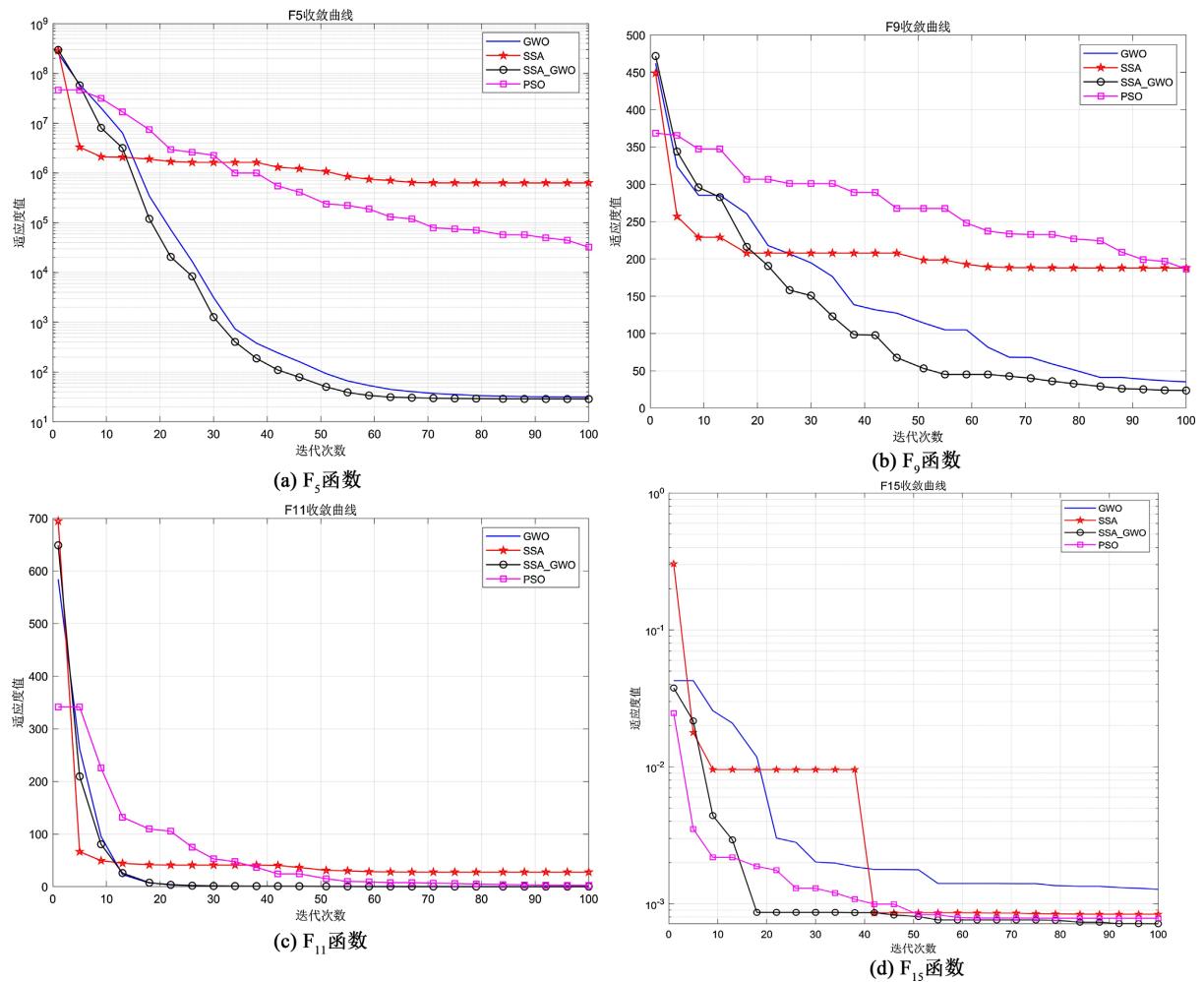


Figure 4. Convergence diagram of various algorithms for different functions

图 4. 各类算法对于不同函数的收敛效果图

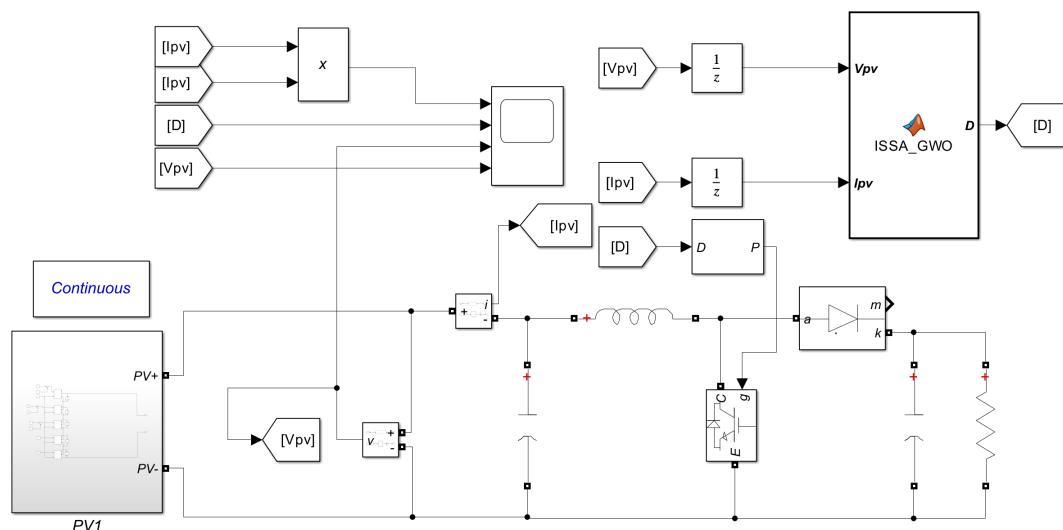
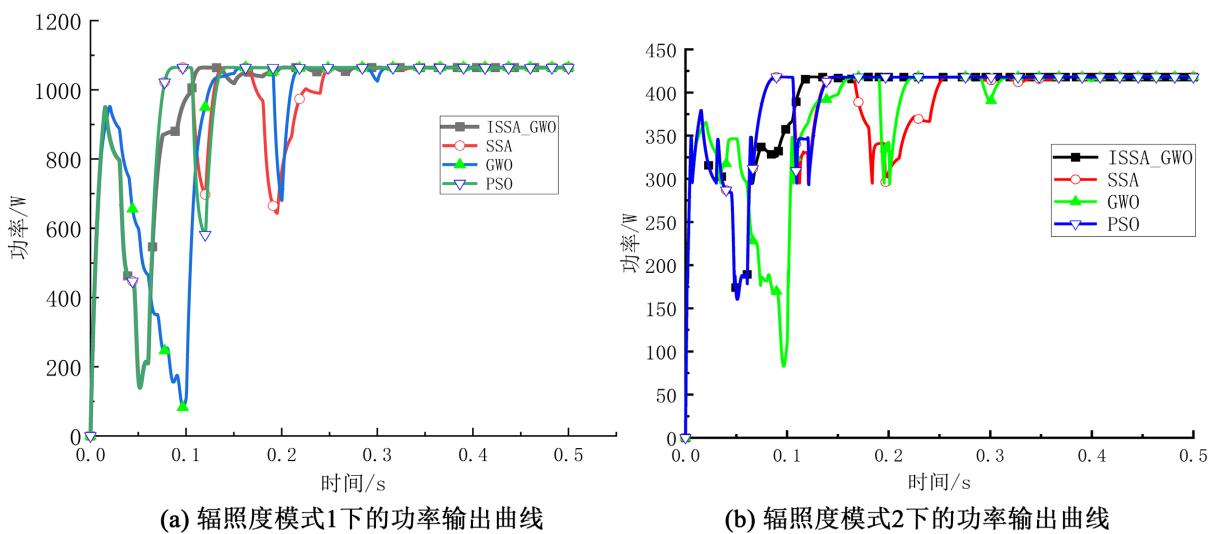


Figure 5. MPPT simulation control model

图 5. 光伏 MPPT 仿真控制模型

**Table 2.** Static shadow experiment simulation data statistics  
**表 2. 静态阴影实验仿真数据统计**

辐射情况	算法	平均跟踪功率(W)	平均收敛时间(s)	成功率(%)	跟踪精度(%)
全光照 (模式 1)	PSO	995.7	0.14	100	93.3
	SSA	1050.6	0.25	100	98.5
	GWO	991.2	0.32	100	92.9
	本文算法	1064.5	0.12	100	99.7
部分静态阴影 (模式 2)	PSO	450.2	0.44	82	96.24
	SSA	518.0	0.36	92	96.21
	GWO	476.1	0.21	94	94.54
	本文算法	520.2	0.17	100	98.66



**Figure 6.** Comparison of simulation experiments under static conditions  
**图 6. 静态阴影条件下仿真实验对比**

即收敛至稳定状态, 跟踪精度高达 99.7%, 展现出极强的稳态性能和快速收敛能力。部分静态阴影模式(模式 2)下, 该算法功率曲线能够准确捕捉到全局最大功率点, 平均跟踪功率 520.2 W, 较其他算法提升显著, 平均收敛时间 0.17 s, 跟踪精度 98.66%, 表明其在多峰环境中具备更强的抗局部最优能力和稳定性。

同时, 将 2 种模式相互切换, 模拟光照强度突变的情况。仿真时间为 0.8 s, 在 0.35 s 时发生突变, 温度均为 25℃, 其仿真结果如表 3 及图 7 所示。

**Table 3.** Dynamic shadow experiment simulation data statistics  
**表 3. 动态阴影实验仿真数据统计**

算法	初始跟踪功率(W)	突变后跟踪功率(W)	重新追踪所需时间(s)	成功率(%)
PSO	410.16	512.53	0.39	80.81
SSA	412.55	510.22	0.32	92.54
GWO	413.68	514.10	0.21	96.36
本文算法	417.92	519.46	0.17	98.38

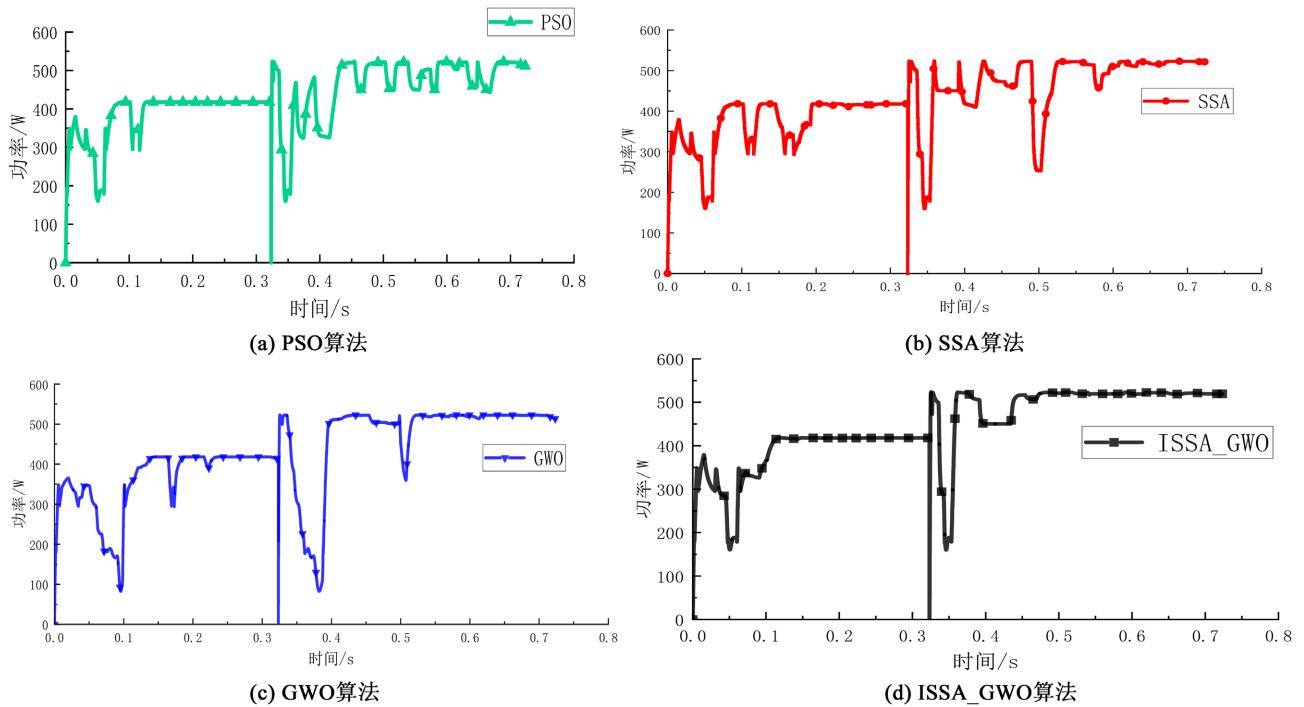


Figure 7. Comparison of simulation experiments under dynamic shadow conditions

图 7. 动态阴影条件下仿真实验对比

上图性能对比数据可知, 动态阴影条件下, 当光照强度在 0.35 s 突变后, 本文算法的功率曲线迅速响应, 仅耗时 0.17 s 即重新追踪到新的最大功率点, 突变后跟踪功率达 519.46 W, 明显高于对比算法, 且成功率高达 98.38%。相较于 PSO、SSA 和 GWO 算法在突变后的功率波动和较长的重新追踪时间, ISSA\_GWO 的曲线表现出更平滑的过渡和更快的恢复能力, 充分验证了其在动态环境中卓越的适应性和鲁棒性。

## 5. 结论

本文针对光伏多峰现象的问题, 提出一种新的 MPPT 控制算法——ISSA\_GWO 算法, 并与 PSO、SSA、GWO 等算法进行对比, 得到如下结论:

- (1) 在性能测试实验中, 面对单峰、多峰函数问题, 本文算法表现出的寻优效果均优于其他算法。这验证了 ISSA\_GWO 算法的可行性, 并证明了其具有较强的寻优能力和跳出局部最优解的能力。
- (2) 在静态阴影的对比实验中, ISSA\_GWO 算法的跟踪成功率和跟踪精度均高于其他三种算法。因此 ISSA\_GWO 算法通过融合改进 SSA 算法的全局搜索能力与灰狼优化算法的局部开发能力, 有效避免了传统算法在局部阴影下的早熟收敛问题, 并显著提升了局部阴影条件下光伏 MPPT 的跟踪性能。
- (3) 在动态阴影的对比实验中, ISSA\_GWO 算法通过动态平衡因子调节全局与局部搜索权重, 并结合重启机制, 在光照突变场景下响应时间缩短 25%, 成功率高达 98% 以上, 鲁棒性显著优于对比算法。

## 参考文献

- [1] 伍浩松, 戴定, 赵畅. 国际能源署发布 2050 年净零排放路线图[J]. 国外核新闻, 2021(6): 17-22.
- [2] Kim, J., Ho-Baillie, A. and Huang, S. (2019) Review of Novel Passivation Techniques for Efficient and Stable Perovskite Solar Cells. *Solar RRL*, 3, Article ID: 1800302. <https://doi.org/10.1002/solr.201800302>

- [3] 范瑞祥, 尹国明, 苗洁蓉, 等. 基于参数辨识的光伏组件快速 MPPT 方法[J]. 太阳能学报, 2020, 41(2): 296-302.
- [4] 姜萍, 栾艳军, 张伟, 等. 局部遮阴下基于改进 PSO 的多峰值 MPPT 研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 140-145.
- [5] 雷茂杰, 许坦奇, 孟凡英. 基于自适应粒子群算法的 MPPT 控制策略[J]. 电源技术, 2021, 45(8): 1036-1039.
- [6] 李圣清, 吴文凤, 张煜文, 等. 基于 GA 的光伏 MPPT 变加速扰动法的研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(8): 7-11.
- [7] 周冬冬, 朱旋, 李士林. 基于樽海鞘算法结合电导增量法的 MPPT 方法研究[J]. 东北电力技术, 2024, 45(12): 32-36.
- [8] 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.
- [9] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014) Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, **69**, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [10] 唐圣学, 张启然, 刘亚敬, 等. 太阳电池动态模型仿真分析及实验研究[J]. 太阳能学报, 2019, 40(9): 2536-2546.
- [11] Esram, T. and Chapman, P.L. (2007) Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, **22**, 439-449. <https://doi.org/10.1109/tec.2006.874230>
- [12] 沈磊, 徐岸非, 黄晴宇, 等. 基于 GWO-P&O 算法的局部阴影光伏 MPPT 研究[J]. 湖北工业大学学报, 2022, 37(2): 25-29+43.