

复杂工况下光伏多峰 MPPT 研究

杨海挺, 吴宏伟, 汪石农

安徽工程大学 电气工程学院, 安徽 芜湖 241000

摘要:目的 光伏阵列在复杂工况下存在多个峰值点, 传统的最大功率点跟踪(MPPT)控制算法无法有效跟踪。针对传统算法易陷于局部最优值、收敛速度慢和追踪精度低的问题, 提出一种基于改进灰狼优化(IGWO)和扰动观察(PO)混合算法的光伏多峰 MPPT。方法 首先, 利用 GWO 算法初始化种群位置得到初始最大功率; 然后, 进行全局搜索, 不断更新灰狼位置, 向最大功率点处靠近; 最后, 达到最大迭代次数和最大功率点位置附近时, 切换变步长扰动观察法, 进行自适应地调整扰动步长, 提高系统的局部搜索能力, 以准确找到最大功率点。结果 仿真与实验结果表明: IGWO&PO 算法不会陷于局部最优; 在收敛速度上, IGWO&PO 快于 GWO 算法和细菌觅食与粒子群混合算法(BFOA-PSO); 在追踪精度上, IGWO&PO 比 GWO 算法提高了 4.2%。结论 IGWO&PO 算法解决了传统 MPPT 算法易陷于局部最优的问题, 在优化追踪精度和收敛速度的同时, 减小了寻优过程的振荡幅度, 提高了光伏发电系统的能量利用效率。

关键词:复杂工况; 灰狼优化算法; 变步长扰动观察法; 最大功率点跟踪

中图分类号: TM615 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0001.014

Photovoltaic Multi-peak Maximum Power Point Tracking under Complex Operating Conditions

YANG Haiting, WU Hongwei, WANG Shinong

School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, Anhui, China

Abstract: Objective Photovoltaic (PV) arrays have multiple peak points under complex operating conditions, and traditional maximum power point tracking (MPPT) control algorithms cannot effectively track them. To address the problems of traditional algorithms, such as being prone to getting trapped in local optimal values, slow convergence speed, and low tracking accuracy, a PV multi-peak MPPT method based on a hybrid algorithm of improved grey wolf optimization (IGWO) and perturbation and observation (PO) is proposed. **Methods** First, the GWO algorithm was used to initialize the population positions so as to obtain the initial maximum power. Then, a global search was conducted by iteratively updating the positions of the grey wolves to guide them toward the maximum power point. Finally, upon reaching the maximum iteration count or being in the vicinity of the maximum power point, the algorithm switched to the variable-step perturbation and observation (PO) method. The perturbation step size was adaptively adjusted to enhance the local search ability of the system and accurately locate the maximum power point. **Results** Simulation and experimental results showed that the IGWO&PO algorithm did not fall into local optima. In terms of convergence speed, the IGWO&PO algorithm was faster than the GWO algorithm and the hybrid algorithm of bacterial foraging optimization algorithm and particle swarm optimization (BFOA-PSO). In terms of tracking accuracy, the IGWO&PO algorithm improved by 4.2% compared with the GWO algorithm. **Conclusion** The IGWO&PO algorithm effectively overcomes the tendency of traditional MPPT methods to become trapped in local optima. It achieves higher tracking accuracy and faster convergence while reducing oscillation

收稿日期: 2024-02-27 **修回日期:** 2024-05-10 **文章编号:** 1672-058X(2026)01-0115-08

基金项目: 国家自然科学基金(U21A20146)资助; 安徽省教育厅自然科学重点项目(KJ2021A0508)资助; 安徽省高校协同创新项目(GXXT-2020-070)资助。

作者简介: 杨海挺(2000—), 男, 江苏南通人, 硕士研究生, 从事光伏发电系统研究。

通信作者: 汪石农(1980—), 男, 安徽桐城人, 副教授, 从事光伏发电系统与微电网研究。Email: wsn@ahpu.edu.cn.

引用格式: 杨海挺, 吴宏伟, 汪石农. 复杂工况下光伏多峰 MPPT 研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2026, 43(1): 115-122.

YANG Haiting, WU Hongwei, WANG Shinong. Photovoltaic multi-peak maximum power point tracking under complex operating conditions[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(1): 115-122.

amplitude during the optimization process, thereby enhancing the overall energy utilization efficiency of PV systems.

Keywords: complex working condition; grey wolf optimization algorithm; variable-step perturbation and observation method; maximum power point tracking

近年来,最大功率点跟踪(Maximum Power Point Tracking, MPPT)技术被广泛应用于光伏发电系统,以提高光伏阵列的输出功率。传统 MPPT 算法在均匀光照条件下可有效搜索到峰值点。然而,在实际应用中,光伏发电系统往往受到树荫、墙影、云朵等因素影响,导致整个光伏阵列所接收的日照不均匀从而出现局部阴影,输出功率-电压曲线呈现多个峰值的特征,使传统算法陷入局部峰值而失效,无法准确追踪全局峰值。因此,如何在复杂工况下使 MPPT 算法实现光伏发电系统能量的高利用率日益成为研究热点。

现阶段已有诸多学者对 MPPT 控制方法进行研究。为解决传统 MPPT 算法如电导增量法^[1]、扰动观察法^[2]的缺陷,一些专家提出采用狮群算法^[3]、麻雀算法^[4]、细菌觅食算法^[5]、萤火虫算法^[6]改进光伏 MPPT, 这些算法相比于传统算法能追踪到最大功率点,但收敛速度较慢且易受随机扰动影响。目前,改进智能算法在光伏系统 MPPT 中的应用已经取得一定进展。针对传统粒子群算法参数多,调节难度大等问题,文献[7]在粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法中引入自适应调节的惯性权重和学习因子,摆脱了局部最优值约束,但在收敛精度和速度上存在一定的缺陷;文献[8]采用智能探寻游动细菌觅食优化(Bacterial Foraging Optimization Algorithm, BFOA)算法,具有较强的全局搜索能力,但寻优过程振荡幅度较大;文献[9]在灰狼优化(Grey Wolf Optimization, GWO)算法中引入自适应机制,提高了算法收敛的速度,但针对复杂多峰的情况易陷于局部最优;文献[10]提出一种细菌觅食与粒子群混合算法(BFOA-PSO),由粒子群算法完成寻优空间搜索后,再用细菌觅食算法进行趋向性操作,完成局部搜索,增强了算法的收敛速度,但追踪精度效果不理想;文献[11]提出一种新型整体分布 MPPT 算法,用于快速搜索全局最大功率点附近区域,进一步优化粒子群算法,算法的收敛速度有所提高,但追踪精度较低;文献[12]将粒子群算法和遗传算法结合搜索最大功率点附近,再利用模糊控制定位到最大功率点处并稳定,提高了算法的精度,但所建模型复杂性高,收敛速度较慢。

综上所述,现阶段的研究仍存在收敛速度慢、寻优效果差、追踪精度低等问题。因此,为解决上述问题,本文提出一种改进灰狼优化(Improved Grey Wolf Optimization, IGWO)和扰动观察(Perturbation and Observation method, PO)混合(IGWO&PO)算法的光伏多峰 MPPT,所提算法将 IGWO 算法全局搜索能力强、收敛速度快的特点,与变步长扰动观察法局部搜索能力较强的特点结合在一

起。在 MPPT 过程中,首先利用 IGWO 算法向光伏阵列的全局最大功率点靠近,避免陷于局部最优的可能性,同时降低前期振荡频率,解决寻优效果差、振荡幅度大的问题;其次,在锁定光伏最大功率点附近位置时,切换变步长扰动观察法进行局部搜索,有效提高系统的收敛速度与精度,准确锁定全局最大功率点。

1 光伏组件等效电路和光伏阵列输出特性

1.1 光伏组件建模

光伏组件是利用光伏效应将光能转化为电能的器件。光伏组件的单个 PN 结可用一个等效电路模型表示,如图 1 所示。

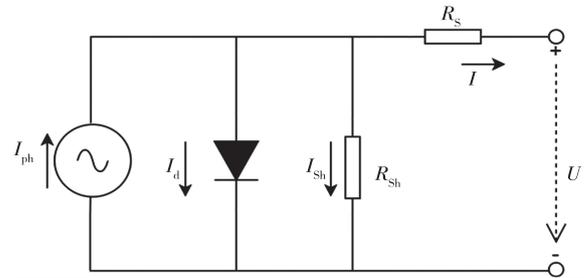


图 1 光伏组件等效电路

Fig. 1 Photovoltaic module equivalent circuit

根据基尔霍夫定律可知光伏组件的伏安特性为

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (1)$$

$$I_d = I_0 \left\{ \exp \left(\frac{q(U + IR_s)}{nKT} \right) - 1 \right\} \quad (2)$$

$$I_{sh} = \frac{U + IR_s}{R_{sh}} \quad (3)$$

$$I = I_{ph} - I_0 \left\{ \exp \left(\frac{q(U + IR_s)}{nKT} \right) - 1 \right\} - \frac{U + IR_s}{R_{sh}} \quad (4)$$

式(1)一式(4)中物理量如表 1 所示。

表 1 式(1)一式(4)中物理量含义

Table 1 Meanings of physical quantities in formula (1)—formula (4)

物理量	含义	物理量	含义
I	光伏电池输出电流	K	波尔兹曼常数
U	光伏电池输出电压	T	电池表面温度
I_{ph}	光电流	n	光伏电池理想因数
I_0	反向饱和电流	R_s	串联电阻
q	单电荷量	R_{sh}	并联电阻

1.2 光伏阵列输出特性

光伏组件单个输出电能较小,无法满足日常生活电器的供电需求。因此,将多个光伏组件串联或并联成光伏阵列,以增加总体输出功率。本文在 Simulink

中搭建了串联式的光伏阵列仿真模型,如图 2 所示。为了更好地分析不同工况下光伏阵列的输出特性,分别

设置 3 种工况,如表 2 所示。假设 5 块太阳能电池受到的太阳辐照度分别为 S_1 、 S_2 、 S_3 、 S_4 和 S_5 ,温度均为 $25\text{ }^\circ\text{C}$ 。

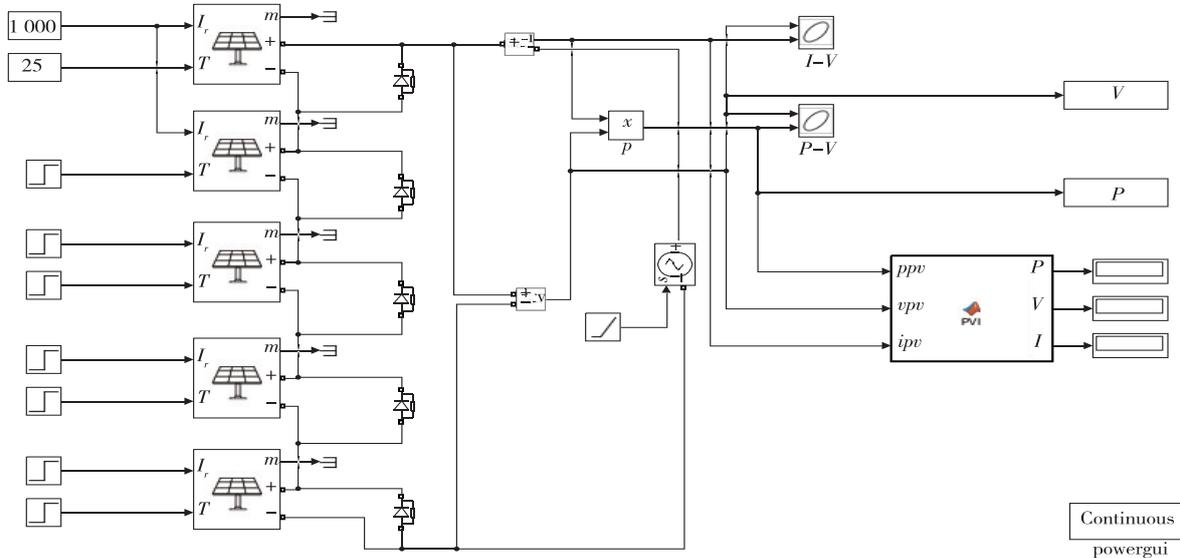


图 2 光伏阵列仿真模型

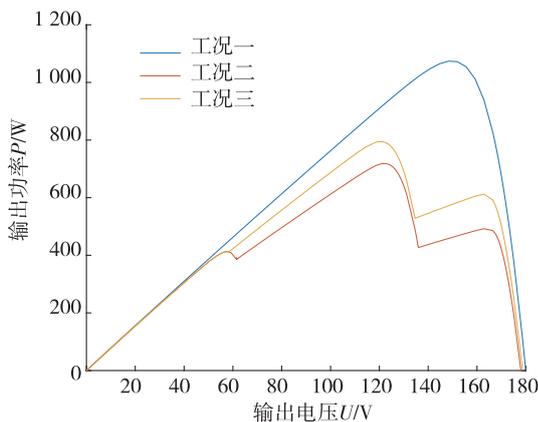
Fig. 2 Simulation model of photovoltaic arrays

表 2 3 种工况以及实际最大功率

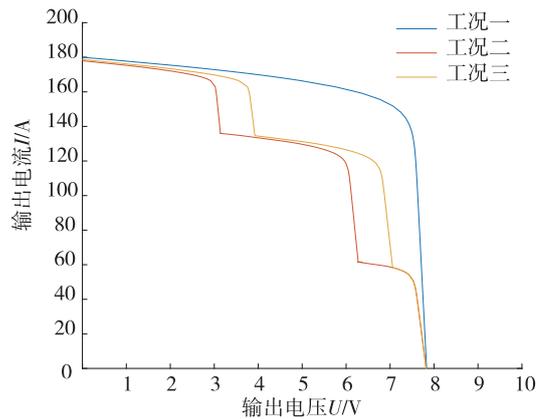
Table 2 Three working conditions and actual maximum powers

工 况	$S_1/$ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	$S_2/$ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	$S_3/$ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	$S_4/$ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	$S_5/$ $\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$	最大功 率/W
工况一	1 000	1 000	1 000	1 000	1 000	1 065
工况二	1 000	1 000	400	800	800	717.8
工况三	1 000	1 000	500	900	900	790.3

光伏阵列在 3 种工况下的 P-U 和 I-U 特性曲线如图 3 所示。由图 3 可知:在工况一(均匀光照)条件下,光伏阵列的 P-U 特性曲线仅有一个峰值点,传统的 MPPT 算法能有效跟踪到最大功率点;然而,在工况二和工况三条件下,由于外界环境发生变化(光照强度、温度等),光伏阵列的 P-U 特性曲线为一条非线性曲线,存在多个峰值点,但全局最大功率值点有且仅有一个。因此,为了保证光伏阵列在复杂工况下能始终工作于最大功率点,光伏多峰 MPPT 的研究具有重要意义。



(a) 3 种工况下 P-U 特性曲线



(b) 3 种工况下 U-I 特性曲线

图 3 3 种工况下 P-U 和 U-I 曲线

Fig. 3 P-U and U-I curves under three working conditions

2 基于 IGWO&PO 的多峰 MPPT

2.1 传统灰狼优化算法

受灰狼群体在求生、繁殖和寻找食物过程中相互协作行为启发,杨俊华等^[13]提出一种基于自然界灰狼群体行为的灰狼优化算法,其基本思想是将优化问题转化为一群灰狼在搜索空间的行为,每个灰狼代表一组可能解,被称为个体,整个灰狼群体代表问题的解空间,通过模拟灰狼的群体行为解决优化问题。灰狼优化算法^[14-16]有以下 3 个阶段:

(1) 社会等级划分。根据适应度大小,将狼群分成 4 个等级 α 、 β 、 δ 、 ω ,如图 4 所示。每个等级对应不同适应度水平和解的质量。其中, α 狼作为领头狼,具有最好的适应度和最优解位置, β 狼、 δ 狼适应度次之, ω 狼作为跟随狼代表其他解。社会等级划分在灰狼捕食过程中有着重要作用。

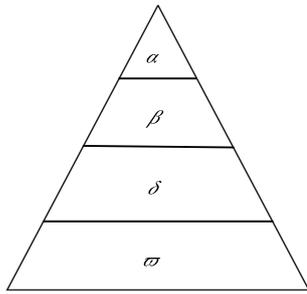


图 4 社会等级划分

Fig. 4 Social hierarchy

(2) 包围猎物机制。在猎物包围过程中,需要确定灰狼与猎物之间的距离,并不断调整灰狼个体的位置,以追踪猎物并形成包围。表达式如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (5)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{a} \cdot \vec{D} \quad (6)$$

式(5)、式(6)中, \vec{D} 代表灰狼和猎物的距离, t 代表当下迭代的次数, $\vec{X}_p(t)$ 代表迭代次数是 t 时猎物所处的位置, $\vec{X}(t)$ 代表迭代次数为 t 时灰狼个体所处的位置, $\vec{X}(t+1)$ 表示更新后的位置, \vec{a} 、 \vec{C} 代表协作向量。表达式如下:

$$\vec{a} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (7)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (8)$$

式(7)、式(8)中,随着迭代次数的增加,收敛因子从2到0线性减小, \vec{r}_1 、 \vec{r}_2 是 $[0,1]$ 范围内的随机向量。

(3) 捕猎过程。狼群完成包围后,开始捕猎。灰狼个体根据与猎物的距离和最佳位置(α 、 β 、 δ)之间的关系来更新自己的位置,逐步缩小包围圈,完成捕猎任务。捕猎过程可以通过式(9)一式(11)来表达,如下所示:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C} \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}| \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C} \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}| \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C} \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = |\vec{X}_\alpha - \vec{a}_1(\vec{D}_\alpha)| \\ \vec{X}_2 = |\vec{X}_\beta - \vec{a}_2(\vec{D}_\beta)| \\ \vec{X}_3 = |\vec{X}_\delta - \vec{a}_3(\vec{D}_\delta)| \end{cases} \quad (10)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{(\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3)}{3} \quad (11)$$

式(9)一式(11)中, \vec{D}_α 、 \vec{D}_β 、 \vec{D}_δ 是灰狼 α 、 β 、 δ 分别与其他灰狼之间的距离, \vec{X}_1 、 \vec{X}_2 、 \vec{X}_3 表示其余灰狼越来越向灰狼 α 、 β 、 δ 靠近且位置不断更新。

2.2 改进型灰狼优化算法

在传统GWO中,线性收敛因子 \vec{a} 通过调节协作向量 \vec{a} 的值来决定狼群的捕猎过程。当 \vec{a} 的值大于1时,狼群进入寻找猎物阶段; \vec{a} 的值小于1时,狼群准备攻击猎物,进入捕猎阶段。然而,该收敛因子在处理非线性问题上效果不太理想,无法对算法全局搜索与局部搜索过程进行有效平衡。因此,在GWO算法研究中,通常选用非线性收敛因子对其进行改进。文献[17]中提出了一种基于指数的收敛因子 a_1 如下:

$$a_1 = a_{ini} - (a_{ini} - a_{fin}) \times \frac{1}{1 - e^{-k(\frac{t}{r_{max}})}} \quad (12)$$

式(12)中, a_{ini} 表示收敛因子起始值, a_{fin} 表示收敛因子终值, k 表示调节系数。式(12)所示的函数加快了收敛因子的衰退速度,但全局搜索阶段过早终止,会导致算法全局搜索能力较弱,难以跳出局部最优。

为增强算法全局搜索能力与收敛速度,本文提出了一种基于余弦函数的收敛因子 \vec{a}_k ,改进的非线性收敛因子能根据搜索过程的需要进行自适应调整。具体来说,收敛因子 \vec{a}_k 能根据当前搜索空间的情况和目标函数值的变化程度来动态调整其大小。改进的非线性收敛因子如下:

$$\vec{a}_k = 2 \times \cos\left(\mu \frac{t}{T} + \varphi\right) \quad (13)$$

式(13)中, t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; μ 和 φ 为表达式相关参数, $\mu=0.5$ 、 $\varphi=0$ 。

改进的非线性收敛因子曲线如图5所示。在IGWO中,收敛因子曲线在迭代前期斜率较小,有助于提高算法的全局搜索能力;迭代后期斜率较大,有助于加快算法的收敛速度。相比于传统GWO收敛因子,改进的非线性收敛因子能更快找到全局最优解。

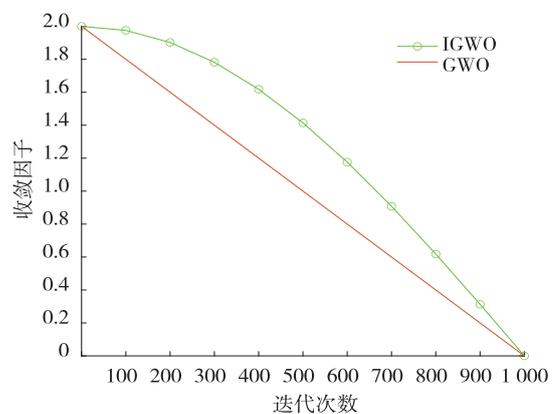


图 5 IGWO 和 GWO 算法的收敛因子比较

Fig. 5 Comparison of convergence factors between IGWO and GWO algorithms

2.3 变步长扰动观察法

PO 算法的过程主要分为两步:第一步设置步长,每隔一个采样周期,以固定步长对占空比进行加减;第二步对扰动前后的功率进行比较,如果功率增加,则同向扰动,反之反向扰动,通过多次扰动追踪到最大功率点。扰动过程如下^[18]:

$$\begin{cases} D_{i+1} = D_i + \Delta D (P_{i+1} > P_i) \\ D_{i+1} = D_i - \Delta D (P_{i+1} < P_i) \end{cases} \quad (14)$$

式(14)中, ΔD 为扰动步长。

传统的 PO 算法会导致光伏阵列工作点不稳定,难以保持在最大功率点处,并且跟踪时间较长。故本文采用一种变步长扰动观察法,对扰动步长进行改进:

$$\Delta D = \left(1 - \frac{1}{e^{\Delta P}}\right) \cdot D_{step} \quad (15)$$

式(15)中, ΔP 为功率变化量, D_{step} 为基准步长。

变步长扰动观察法初期通过较大扰动量能更快接近最大功率点,当成功跟踪到最大功率点附近后,功率变化量的降低使扰动量相应地减小,从而提高跟踪精度。因此,该方法在提高跟踪速度的同时,确保了跟踪精度和稳定性。

2.4 IGWO&PO 算法的实现

为有效平衡 GWO 算法搜索精度和收敛速度间的关系,在保持算法全局搜索能力的同时,提高算法收敛速度和搜索精度。本文将 IGWO 算法作为全局搜索的手段,根据灰狼算法生成初始种群,后续采取变步长扰动观察法对种群个体依次进行局部搜索,以改善个体位置和适应度,通过微小的变化来调整个体的位置,并计算目标函数的变化情况,从而判断是否要更新个体的位置。其中灰狼位置代表实现最大功率跟踪控制的 Boost 电路的占空比,并消除传统 PI 控制回路,简化了控制器的设计和运算。

图 6 为 IGWO&PO 算法的流程图,该算法灰狼种群数为 8,最大迭代次数为 5,占空比上下限为 [0.1, 0.95]。

IGWO&PO 算法具体步骤如下:

(1) 初始化种群位置,狼的位置即为占空比。

(2) 选取目标函数即适应度函数,保留适应度最好的 3 只狼位置,指示其他狼向他们靠近。本文目标函数为光伏阵列功率 $P = U \times I$ 。

(3) 位置更新。根据式(9)一式(11)进行包围和

捕猎,不断更新灰狼位置,向最大功率点靠近。

(4) 当迭代次数满足且追踪到当前最大功率点附近时,通过变步长扰动观察进行局部搜寻,找到全局最大的功率点。

(5) 满足终止条件:功率波动 $\Delta P \leq 0.01$ 或迭代次数达到最大值,输出最大功率点对应的占空比,即 α 狼所在的位置。

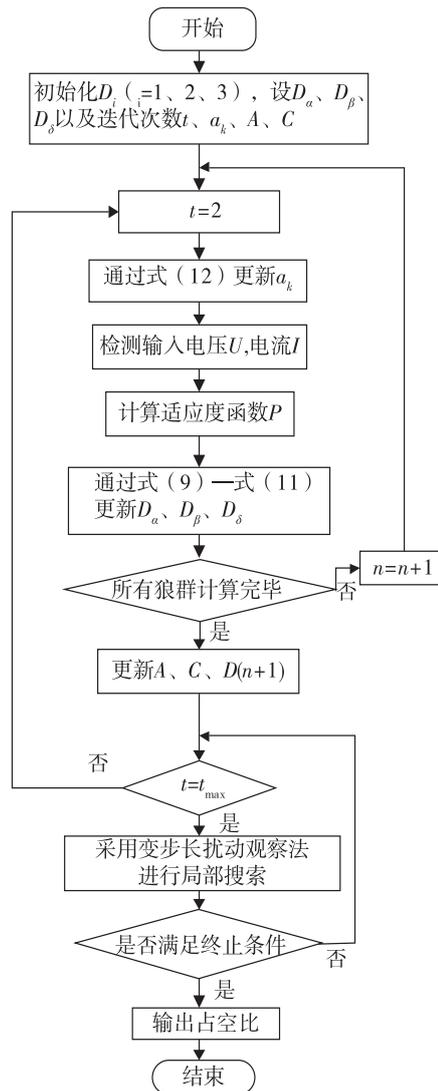


图 6 IGWO&PO 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of IGWO&PO algorithm

3 仿真实验与结果分析

3.1 仿真模型及参数设置

为验证 IGWO&PO 算法的有效性,利用 Simulink 搭建完整的 MPPT 仿真模型,如图 7 所示。光伏阵列是由 5×1 的组件模块组成,组件参数为 $P_{max} = 213 \text{ W}$, $V_{oc} = 36.3 \text{ V}$, $I_{sc} = 7.84 \text{ A}$, $V_m = 29 \text{ V}$, $I_m = 7.34 \text{ A}$ 。Boost 变换器的参数为 $C_1 = 200 \mu\text{F}$, $C_2 = 200 \mu\text{F}$, $L = 0.15 \text{ mH}$ 。

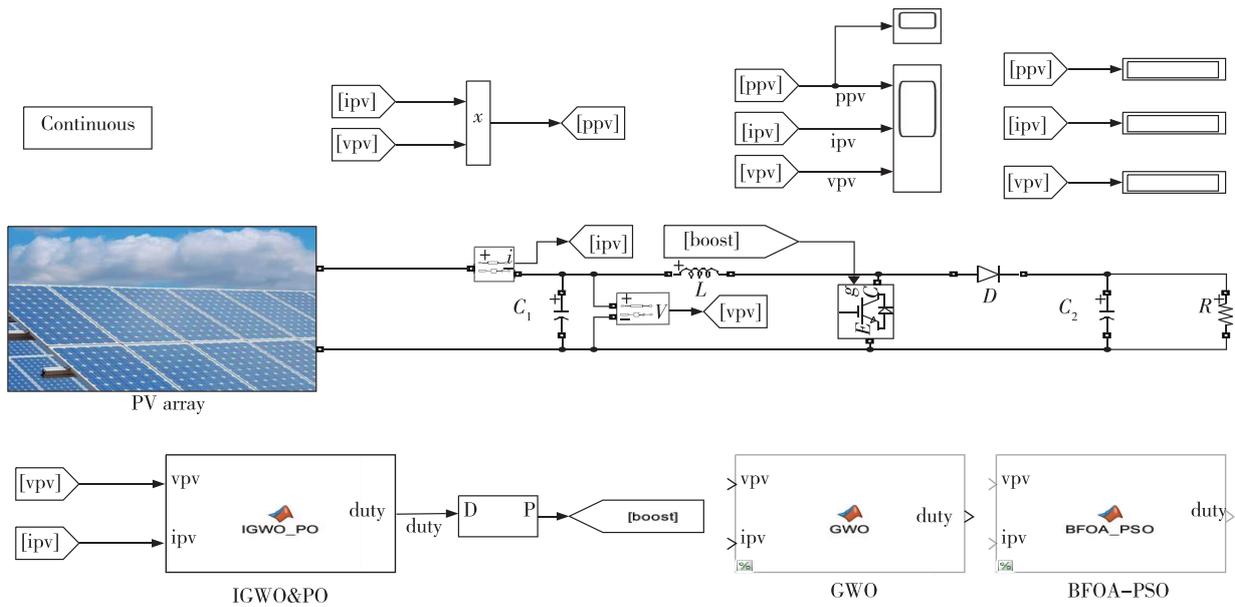


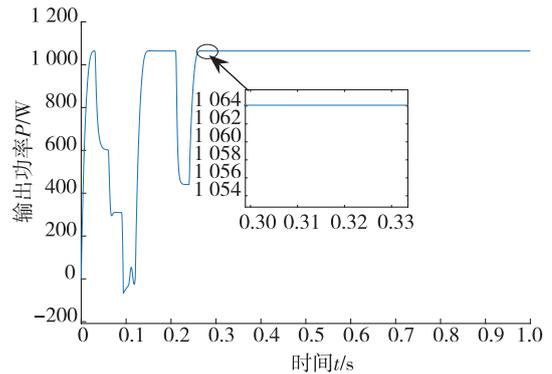
图 7 MPPT 仿真模型图

Fig. 7 MPPT simulation model diagram

仿真环境选取在温度 25 ℃, 分别使光伏阵列在工况一、工况二以及工况二突变至工况三(动态阴影)这三个条件下进行仿真实验, 对比同工况下的 BFOA-PSO、GWO 算法, 分析各算法的收敛速度与追踪精度。

3.2 均匀光照下的 MPPT

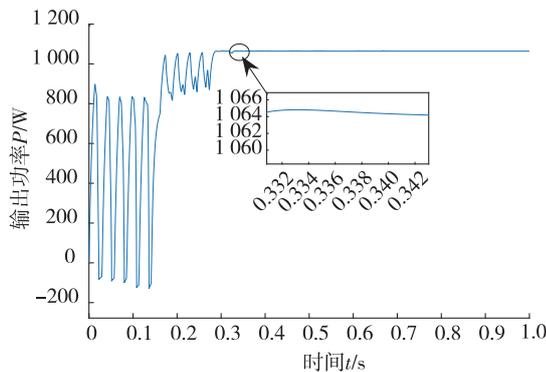
当光伏阵列工作于工况一即均匀光照条件下时, 3 种算法仿真结果如图 8 所示。



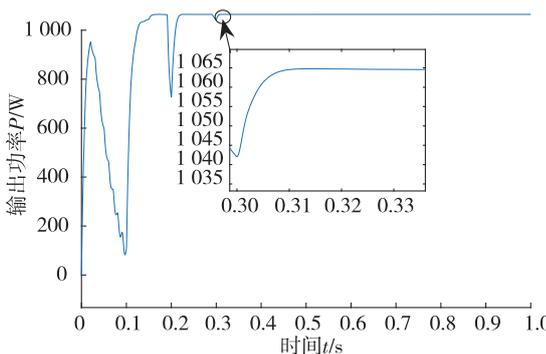
(c) GWO 算法

图 8 工况一(静态阴影)下 3 种算法的仿真波形

Fig. 8 Simulation waveforms of three algorithms under working condition 1 (static shadow)



(a) BFOA-PSO 算法



(b) IGWO&PO 算法

由图 8 可知: BFOA-PSO 算法在 0.32 s 处能追踪到最大功率点 1 064 W, 寻优过程振荡频率过大; IGWO&PO 算法在 0.3 s 处就能追踪到最大功率点 1 065 W, 实际最大功率 1 065 W; GWO 算法在 0.3 s 处追踪到功率点 1 064 W。在均匀光照条件下, 3 种算法都能较精确地追踪到最大功率点, 但 IGWO&PO 算法相比于另外两种算法, 追踪精度较高, 寻优过程振荡频率小且平稳后振幅几乎为 0。

3.3 静态阴影条件下的 MPPT

在实际应用中, 光伏阵列受到的光照强度时刻发生变化。因此, 将 3 种算法在工况二即静态阴影下进行仿真, 结果如图 9 所示。

由图 9 可知, BFOA-PSO、IGWO&PO、GWO 分别在 0.31 s、0.3 s、0.3 s 追踪到最大功率, 功率分别为 716.5 W、717.6 W、716.8 W, 追踪效率分别 99.9%、99.98%、99.91%。因此, 在静态阴影条件下, 3 种算法

仍能追踪到最大功率,但 IGWO&PO 算法的追踪精度更为优越。

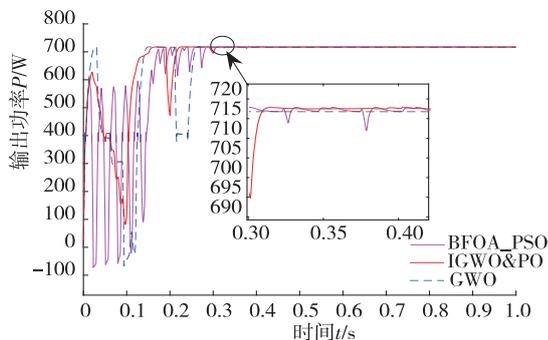


图 9 工况二(静态阴影)下 3 种算法的仿真波形

Fig. 9 Simulation waveforms of three algorithms under working condition 2 (static shadow)

3.4 动态阴影条件下的 MPPT

为进一步验证 IGWO&PO 算法的优越性,文中设置在 0~2 s 时,3 种算法在工况二下进行仿真;在 2~4 s 时,仿真条件切换为工况三。通过在 2 s 处工况二突变工况三来模拟现实动态阴影,仿真结果如图 10 所示。

由图 10 可知:BFOA-PSO 算法在突变前,于 0.42 s 追踪到最大功率 716.5 W,收敛速度较慢,在突变后无法重新追踪到最大功率点,只能追踪到 756 W,寻优过程振荡频率远大于 IGWO&PO 算法;IGWO&PO 算法在 0.31 s 处追踪到 717.6 W,发生突变后能跳出局部最优,快速追踪到全局最大功率点 790.2 W,振荡幅度几乎为 0;GWO 算法于 0.3 s 追踪到最大功率 716 W,但在发生突变后无

法跳出局部最优。因此,在动态阴影下相比于其他算法,IGWO&PO 算法能利用更少的追踪时间、更强的全局搜索能力,更加精确地追踪到最大功率点。

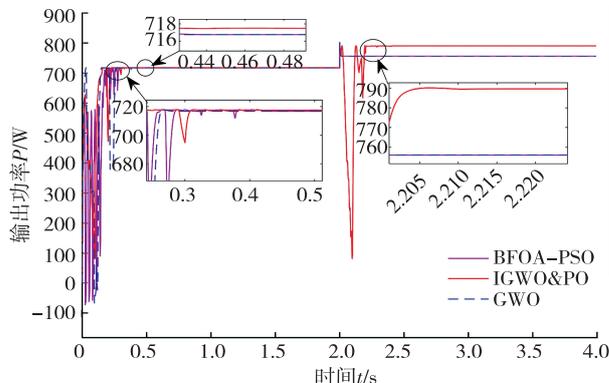


图 10 工况二突变到工况三(动态阴影)下 3 种算法的仿真波形

Fig. 10 Simulation waveforms of three algorithms under sudden change from working condition 2 to working condition 3 (dynamic shadow)

由仿真结果和表 3 的性能比较可知:基于 IGWO&PO 算法的光伏多峰 MPPT 兼顾速度性与精确性,在复杂工况下能准确地实现 MPPT。与 BFOA-PSO 算法相比,收敛速度提高了 32%,追踪效率提高了 4.2%;与 GWO 算法相比,没有陷于局部最优解。此外,IGWO&PO 算法寻优过程振荡频率明显小于其他两种算法,且稳态后振荡幅度几乎为 0,显著提高了光伏系统的效率和稳定性。

表 3 复杂工况下 3 种算法对比

Table 3 Comparison of three algorithms under complex working conditions

工况	MPPT 算法	实际最大功率/W	追踪到的功率/W	收敛时间 t/s	追踪效率/%	振荡程度
工况一	BFOA-PSO	1 065	1 064	0.32	99.91	较大
	IGWO&PO		1 065	0.3	100	较小
	GWO		1 064	0.3	99.91	较小
工况二	BFOA-PSO	717.8	716.5	0.31	99.9	较大
	IGWO&PO		717.6	0.3	99.98	较小
	GWO		716.8	0.3	99.91	一般
工况二突变工况三	BFOA-PSO	717.8/790.3	716.5/756	0.42/2.05	95.6	较大
	IGWO&PO		717.6/790.2	0.31/2.24	99.8	较小
	GWO		716.8/756	0.3/2.06	95.6	较大

4 结论

基于 IGWO&PO 算法的光伏多峰 MPPT,解决了 GWO 寻优精度低,寻优过程振荡幅度大和 PO 不能有效进行全局寻优的问题。通过仿真分析 3 种 MPPT 算法在不同工况下的输出特性,验证了 IGWO&PO 算法在多峰 MPPT 中的优越性。相较于其他算法,IGWO&PO 算法追踪速度较快,寻优过程振荡较小,追踪精度较高。但本文仅在小规模光伏阵列模块中进行了仿真研究,尚未在大规模光伏阵列中进行实际运行和验证,在大规模光伏阵列中参数的设置可能会更加复杂和困

难,因此需要进一步研究如何设计自适应参数调整策略,以提高算法的适应性和鲁棒性。

参考文献(References):

[1] 刘祚松,王红艳,周蒙恩,等.基于电导增量法的全局最大功率点跟踪算法[J].电气工程学报,2023,18(2):245-253.
LIU Zuo-song, WANG Hong-yan, ZHOU Meng-en, et al. Global maximum power point tracking algorithm based on conductance increment method[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(2): 245-253.

[2] 郭世初,尹航帅,刘冬冬.基于扰动观察法的光伏电池

- MPPT 控制算法优化[J]. 无线互联科技, 2022, 19(21): 152-155.
- GUO Shi-chu, YIN Hang-shuai, LIU Dong-dong. Optimization of MPPT control algorithm for photovoltaic cells based on disturbance observation method[J]. Wireless Internet Technology, 2022, 19(21): 152-155.
- [3] 韩鸿雁, 李田泽, 苑文续, 等. 多峰值光伏 MPPT 改进狮群算法的研究[J]. 现代电子技术, 2021, 44(23): 171-174.
- HAN Hong-yan, LI Tian-ze, FAN Wen-xu, et al. Research on improved lion swarm optimization algorithm for multi-peak photovoltaic MPPT[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(23): 171-174.
- [4] 方奇文, 刘海鹏, 王蒙, 等. 改进麻雀搜索算法在光伏阵列 MPPT 中的应用[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(7): 87-94, 103.
- FANG Qi-wen, LIU Hai-peng, WANG Meng, et al. Application of improved sparrow search algorithm in photovoltaic arrays MPPT[J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(7): 87-94, 103.
- [5] 高迎迎, 朱武, 董艺, 等. 基于改进细菌觅食算法的光伏最大功率点跟踪[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(6): 43-46.
- GAO Ying-ying, ZHU Wu, DONG Yi, et al. Photovoltaic maximum power point tracking based on improved bacterial foraging algorithm[J]. China Information & Computer, 2022, 34(6): 43-46.
- [6] 于新, 夏庆月, 杨筱凡, 等. 局部阴影下变步长萤火虫算法的光伏 MPPT 控制策略[J]. 东北电力大学学报, 2019, 39(5): 53-58.
- YU Xing, XIA Qing-yue, Yang Xiao-fan, et al. The variable step firefly algorithm of MPPT control strategy in partial shaded PV system[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2019, 39(5): 53-58.
- [7] 王豪, 王宏华. 基于改进 PSO 的局部阴影下光伏阵列 MPPT 控制[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(1): 198-201.
- WANG Hao, WANG Hong-hua. MPPT control of photovoltaic array under partial shade based on improved PSO[J]. Machine Building & Automation, 2020, 49(1): 198-201.
- [8] 刘春娟, 郑丽君, 孙赟赟, 等. 基于改进型细菌觅食算法的 MPPT[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9): 83-89.
- LIU Chun-juan, ZHENG Li-jun, SUN Yun-yun, et al. Maximum power point tracking strategy based on improved bacterial foraging algorithm[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(9): 83-89.
- [9] 张巧杰, 王凯丽, 房雪晴. 基于 GWO 算法光伏阵列多峰值的 MPPT[J]. 吉林大学学报(理学版), 2018, 56(6): 1526-1532.
- ZHANG Qiao-jie, WANG Kai-li, FANG Xue-qing. Multi-peak MPPT of photovoltaic array based on GWO algorithm[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2018, 56(6): 1526-1532.
- [10] 支昊, 张建德, 黄陈蓉, 等. 粒子群与细菌觅食混合算法在光伏阵列 MPPT 中的应用[J]. 电工电气, 2021(6): 14-19.
- ZHI Hao, ZHANG Jian-de, HUANG Chen-rong, et al. Application of hybrid algorithm of particle swarm optimization and bacterial foraging in MPPT of photovoltaic system[J]. Electrotechnics Electric, 2021(6): 14-19.
- [11] LI H, YANG D, SU W, et al. An overall distribution particle swarm optimization MPPT algorithm for photovoltaic system under partial shading[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(1): 265-275.
- [12] 郭昆丽, 刘璐雨, 蔡维正. 基于混合算法的光伏多峰值 MPPT 研究[J]. 电源技术, 2021, 45(8): 1040-1043.
- GUO Kun-li, LIU Lu-yu, CAI Wei-zheng. Research on photovoltaic multi-peak MPPT based on hybrid algorithm[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(8): 1040-1043.
- [13] 杨俊华, 熊锋俊, 吴丹琦, 等. 基于傅氏分析和改进灰狼算法的波浪发电系统最大功率点跟踪[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 406-415.
- YANG Jun-hua, XIONG Feng-jun, WU Dan-qi, et al. Maximum power point tracking of wave power system based on Fourier analysis method and modified grey wolf optimizer[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(1): 406-415.
- [14] 毛明轩, 许判, 崔立闯, 等. 基于改进灰狼优化算法的光伏阵列多峰 MPPT 研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 450-456.
- MAO Ming-xuan, XU Zhao, CUI Li-chuang, et al. Research on multi-peak MPPT of photovoltaic array based on modified gray wolf optimization algorithm[J]. Acta Energetica Sinica, 2023, 44(3): 450-456.
- [15] GUO K, CUI L, MAO M, et al. An improved gray wolf optimizer MPPT algorithm for PV system with BFBIC converter under partial shading[J]. IEEE Access, 2020, 103(8): 476-490.
- [16] 杨永康, 缪书唯. 基于 DE-GWO 算法的光伏系统 MPPT 仿真研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7): 75-81.
- YANG Yong-kang, MIAO Shu-wei. MPPT simulation of photovoltaic system based on DE-GWO algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(7): 75-81.
- [17] 赵超, 王斌, 孙志新, 等. 基于改进灰狼算法的独立微电网容量优化配置[J]. 太阳能学报, 2022, 43(1): 256-262.
- ZHAO Chao, WANG Bing, SUN Zhi-xin, et al. Optimal configuration optimization of islanded microgrid using improved grey wolf optimizer algorithm[J]. Acta Energetica Sinica, 2022, 43(1): 256-262.
- [18] 周睿, 徐良, 刘文浩, 等. 基于改进扰动观察法的光伏 MPPT 控制算法研究[J]. 电源技术, 2023, 47(3): 388-392.
- ZHOU Rui, XU Liang, LIU Wen-hao, et al. Research on MPPT algorithm based on improved perturbation and observation method[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(3): 388-392.

责任编辑:李翠薇