

改进的金豺优化算法在光伏MPPT中的研究

师尚¹, 孔令刚²

¹兰州交通大学光电技术与智能控制教育部重点实验室, 甘肃 兰州

²兰州交通大学国家绿色镀膜技术与装备工程研究中心, 甘肃 兰州

收稿日期: 2024年4月23日; 录用日期: 2024年5月23日; 发布日期: 2024年5月31日

摘要

光伏发电系统在实际生活中, 易受到天气条件、阴影效应、污染物等多种因素的干扰, 影响光伏发电系统的发电效率、稳定性、维护成本以及美观度。光伏发电系统在理想情况下输出的P-U曲线是单峰值的, 当光伏组件处于光照遮荫的情况下, 光伏发电系统输出的P-U曲线会出现多个峰值点。这种情况下, 最大功率点追踪(MPP)由单峰值寻优变为多峰值寻优, 降低了光伏系统的发电效率。针对常规的MPPT控制算法响应速度慢、早熟、震荡的问题, 引入了金豺优化算法(Golden jackal optimization, GJO)。针对GJO算法收敛速度慢、跟踪效率差、跟踪精确度低的问题, 本文提出了一种优化的金豺优化算法(P-GJO), 提高了光伏发电的效率。

关键词

光伏发电系统, 最大功率点追踪, 金豺优化算法

Improved Golden Jackal Optimization Algorithm in PV MPPT

Shang Shi¹, Linggang Kong²

¹Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Intelligent Control, Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou Gansu

²National Engineering Research Center for Green Coating Technology and Equipment, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu

Received: Apr. 23rd, 2024; accepted: May. 23rd, 2024; published: May. 31st, 2024

Abstract

Photovoltaic (PV) power generation systems are susceptible to interference from a variety of fac-

tors, such as weather conditions, shading effects, and pollutants, which affect the power generation efficiency, stability, maintenance costs, and aesthetics of PV power generation systems in real life. The P-U curve of PV power generation system output is single peaked under ideal conditions, when the PV module is under light shading, the P-U curve of PV power generation system output will have multiple peak points. In this case, the maximum power point tracking (MPP) changes from single-peak seeking to multi-peak seeking, which reduces the power generation efficiency of the PV system. Based on the existing algorithms, this paper proposes a golden jackal optimization (GJO) algorithm to improve the efficiency of PV power generation.

Keywords

Photovoltaic Power System, Maximum Power Point Tracking, Golden Jackal Optimization Algorithm

Copyright © 2024 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

随着科技的进步和人们环保意识的提高, 新能源技术逐渐成为了一种重要的技术发展方向。其中, 太阳能发电具有环保、可再生、经济、安全、可扩展的优点。经过多年的开发, 太阳能发电取得了长足的发展[1], 成为了实现“碳中和”和“碳达峰”的主力军[2]。所以, 科学家们致力于研究光伏发电技术, 以推动清洁能源的发展, 实现可持续发展目标。然而, 光伏发电系统在实际生活中, 易受到天气条件、阴影效应、污染物等多种因素的干扰, 影响光伏发电系统的发电效率、稳定性、维护成本以及美观度。因此, 需要思考如何有效提高能源利用效率、稳定性, 并降低维护成本, 从而实现光伏发电系统的长期可靠运行和经济性。为了让光伏发电系统能够以最佳状态运行, 提高对太阳能的利用效率, 引入了最大功率点追踪技术(The Maximum Powerpoint Tracking, MPPT)。

传统的 MPPT 算法因为存在着稳定性、收敛性以及动态性等各种问题, 故国内外学者提出了许多基于传统的 MPPT 算法的改进方法。Belhimer S, Mellit A 等人[3]在原本电导增量法的基础上提出通过二次升压控制 PWM 开关信号, 从而提升小占空比的转换率; Rajasekar N 等人[4]提出了一种基于 CSA 的 MPPT 优化技术, 并通过与传统的 PSO 和 P&O 方法相比, CSA 的性能得到了很大的提升; Makhloufi S 和 Mekhilef S [5]提出了一种对数 PSO 方法, 该方法已用于设计结合全局和局部的 MPPT, 它减少了搜索过程中的功率振荡, 并在不减少搜索窗口的情况下加速了收敛; 徐恒山, 赵铭洋, 薛飞等人[6]提出一种基于改进萤火虫算法的 MPPT 方法, 加入了改进的阴影检测机制、末位淘汰策略以及二等分搜索策略, 最后经过仿真分析表明在单峰和多峰的情况下都具有较好的追踪率和精确度。基于此种情况, 本文提出一种基于改进的多目标金豺优化(P-GJO)算法, 使之在多目标优化中具有良好的收敛性、多样性和收敛速度。并且对无阴影遮挡、阴影遮挡情况下进行仿真分析, 得到 P-GJO 算法可以有效提升在不确定环境下的光伏发电系统下 MPP 的收敛速度和追踪精确度。

2. 金豺优化算法基本原理

金豺优化(Golden Jackal Optimization, GJO)算法是 2022 年由 Nitish Chopra 和 Muhammad Mohsin Ansari 提出的一种新的元启发式算法, 旨在为解决现实世界的工程问题提供一种替代优化方法[7]。金豺狩猎过程主要分为搜索猎物、包围猎物、攻击猎物三个阶段。

2.1. 搜索空间模型

在金豺优化算法中, 搜索空间中金豺对的位置对应着优化问题的解, 首先随机初始化种群个体位置, 金豺种群初始化数学描述如下:

$$Y_0 = Y_{\min} + rand \times (Y_{\max} - Y_{\min}) \quad (1)$$

式中: Y_0 为初始化金豺种群的所在位置; Y_{\max} 和 Y_{\min} 是求解问题的上下边界, $rand$ 表示 [0, 1] 之间的随机分布数。

在 GJO 算法中, 猎物矩阵表示为:

$$prey = \begin{bmatrix} Y_{1,1} & \cdots & Y_{1,j} & \cdots & Y_{1,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ Y_{i,1} & \cdots & Y_{i,j} & \cdots & Y_{i,d} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n,1} & \cdots & Y_{n,j} & \cdots & Y_{n,d} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $Prey$ 代表猎物矩阵, 其中的每一行表示一个猎物, 每一列表示这个猎物的某一维度的位置; $Y_{i,j}$ 说的是第 i 个猎物的第 j 维位置; $Prey$ 中第一和第二为适应度最好的, 一起作为豺狼对; n 为种群中包含的猎物数量; d 为需要求解问题变量的维度。

在优化过程中, 每一个猎物的适应度值是通过适应度(目标)函数来计算的, 所有猎物的适应度值矩阵表示如下:

$$F_{OA} = \begin{bmatrix} f(Y_{1,1}; Y_{1,2}; \cdots; Y_{1,d}) \\ f(Y_{2,1}; Y_{2,2}; \cdots; Y_{2,d}) \\ \vdots \\ f(Y_{n,1}; Y_{n,2}; \cdots; Y_{n,d}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: F_{OA} 为猎物的适应度值矩阵; $f()$ 为适应度函数或目标函数; 适应度值最优秀的个体被称为“雄豺”, 适应度值次优秀的个体被称为“雌豺”。豺狼对寻找或定位到相应猎物的位置。

2.2. 搜索猎物(勘探阶段)

豺狼天生具有追踪和捕猎猎物的本能, 然而, 有时候会有特殊情况, 导致猎物成功逃脱, 这时豺狼会等待下一个机会, 并开始寻找其他猎物。在这个狩猎过程中, 整个群体由雄性豺狼领导, 而雌性豺狼则跟随雄性豺狼的领导。公式如下:

$$Y_1(t) = Y_M(t) - E \cdot |Y_M(t) - rl \cdot Prey(t)| \quad (4)$$

$$Y_2(t) = Y_{FM}(t) - E \cdot |Y_{FM}(t) - rl \cdot Prey(t)| \quad (5)$$

式中: t 是当前种群的迭代次数; $Prey(t)$ 为第 t 次迭代时候的猎物的位置; $Y_M(t)$, $Y_{FM}(t)$ 分别为第 t 次迭代时候的雄性豺狼和雌性豺狼的位置; $Y_1(t)$, $Y_2(t)$ 分别为第 t 次迭代时候的与猎物相应的雄性豺狼和雌性豺狼更新后的位置。

E 为猎物的逃跑能量, 可用如下公式计算:

$$E = E_1 * E_0 \quad (6)$$

E_1 表示在猎物逃跑过程中能量的下降, E_0 表示猎物刚开始逃跑时能量的状态。

$$E_0 = 2 * r - 1 \tag{7}$$

式中: r 为[0, 1]之间的随机分布值。

$$E_1 = c_1 * (1 - (t/T)) \tag{8}$$

式中: T 为整个过程的最大迭代次数; c_1 是一个恒定的值, 为 1.5; t 为当前种群的迭代次数。在整个捕猎过程中, 猎物的逃跑能量 E_1 从 1.5 线性变到 0。

在公式中, rl 表示一个基于莱维分布的随机数, 计算公式如下:

$$rl = 0.05 * LF(y) \tag{9}$$

$LF(y)$ 是莱维飞行函数, 计算公式如下:

$$LF(y) = 0.01 * (\mu * \sigma) / \left(|v^{(1/\beta)}| \right) \tag{10}$$

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \beta) * \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) * \beta * \left(2\right)^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{1/\beta} \tag{11}$$

式中: μ 和 v 为(0, 1)之间的随机分布值; β 为一个恒定常数, 为 1.5。

最后, 豺狼的位置更新公式如下:

$$Y(t+1) = \frac{Y_1(t) + Y_2(t)}{2} \tag{12}$$

式中: $Y(t+1)$ 为第 $t+1$ 次迭代后的豺狼的位置。

2.3. 包围并攻击猎物(开发阶段)

捕猎过程中, 猎物在不断受到豺狼侵扰时, 其逃跑能量 E 会逐渐减少。当 E 减少到一定程度时, 豺狼会对猎物进行包围, 阻止其逃跑, 并开始攻击和吞食猎物。公式如下:

$$Y_1(t) = Y_M(t) - E * |rl * Y_M(t) - Prey(t)| \tag{13}$$

$$Y_2(t) = Y_{FM}(t) - E * |rl * Y_{FM}(t) - Prey(t)| \tag{14}$$

式中: t 为当前种群的迭代次数; $Prey(t)$ 为第 t 次迭代时候的猎物的位置; $Y_M(t)$ 与 $Y_{FM}(t)$ 分别为第 t 次迭代时候的雄性豺狼和雌性豺狼的位置; $Y_1(t)$ 与 $Y_2(t)$ 分别为第 t 次迭代时候的与猎物相应的雄性豺狼和雌性豺狼更新后的位置。

最后, 豺狼的位置更新仍然按照公式(12)计算。

在公式(9)中, rl 是随机的变量, 主要是在豺狼捕猎过程中增加一些随机行为, 从而防止求解的过程中陷入局部最优。在捕猎过程中, 最具挑战性的部分通常是豺狼在追逐猎物时遇到的障碍, 这些障碍会阻碍豺狼快速而有效地靠近猎物。这些因素可以被视为阻碍向猎物移动的结果, 所以我们引入了“ rl ”。

3. 金豺优化算法的改进

3.1. 混沌 Sin-Cos 映射

在 GJO 算法中, 初始个体所代表的数值差异对结果产生显著影响, 这与“蝴蝶效应”现象相符。为

解决这一挑战, 引入混沌 Sin-Cos 理论至 GJO 算法的初始化阶段。混沌映射在初始化种群阶段有着特殊的应用, 通过用混沌映射替代随机参数, 可以生成拥有良好多样性的初始解, 从而提升 GJO 算法的精度和收敛速度。

公式如下:

$$\begin{cases} Y(i) = \sin(a * x), \text{mod}(n/2) = 0 \\ Y(i) = \cos(b * x), \text{other} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $Y(i)$ 为当前状态下的金豺位置, a 为 Sin-Cos 因子, 为 0.5, b 为 $\pi/2$, $n = \text{round}(x * 2)$, x 为当前状态值。

它的混沌映射图如图 1 所示。

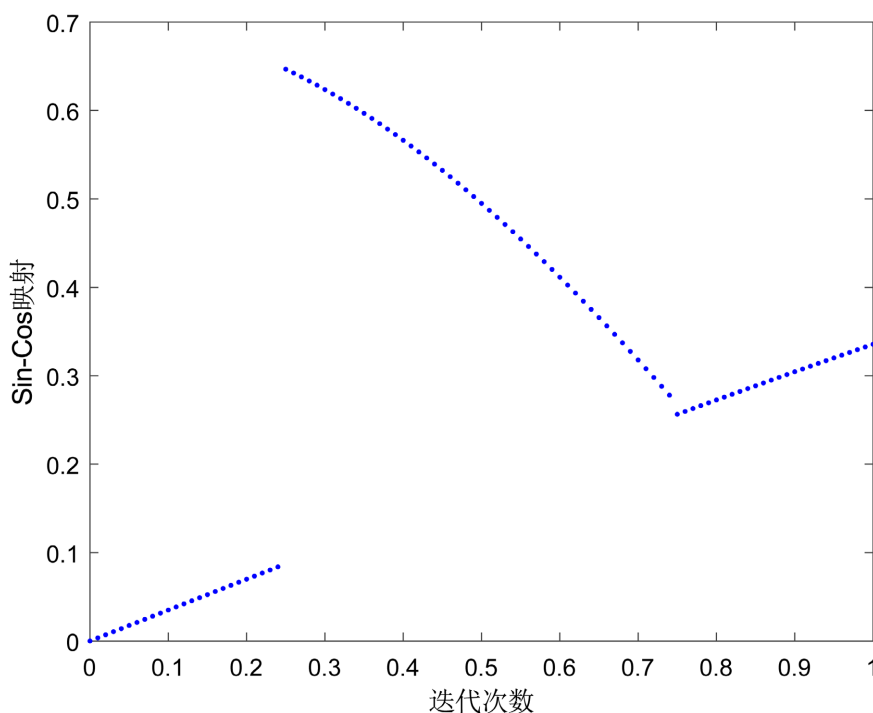


Figure 1. Sin-Cos chaotic mapping diagrams

图 1. Sin-Cos 混沌映射图

GJO 算法中的收敛因子是线性递减的, 迭代过程不满足实际的寻优过程。经过改进的收敛因子, 能够使算法具有更好的动态适应性。

3.2. 调整非线性收敛因子

在金豺优化算法中, 收敛因子 $|E|$ 的取值影响着全局搜索和局部搜索之间的关系, 收敛因子不能是一个固定值, 也不能是线性关系。

由公式可知:

$$E_1 = c_1 * (1 - (t/T)) \quad (16)$$

收敛因子是一个线性递减的关系, 在实际生活中这不符合金豺种群捕猎的随机性, 会使全局搜索和局部最优的关系失去平衡。通过不断的尝试, 提出了一种非线性的收敛因子, 公式如下:

$$E_1 = 2 * c_1 * \sin\left(\left(\pi * 0.5 * (\text{iter_max} - \text{iter}) / \text{iter_max}\right) / 2\right)^2 \quad (17)$$

其中, c_1 它是一个常数, 取值为 1.5; π 指圆周率, iter 为当前迭代次数, iter_max 为种群的最大迭代次数。

4. 算法在 MPPT 控制中的仿真

在 MATLAB/Simulink 中模拟光伏发电系统, 光伏模块采用 4×2 的光伏板并串联起来, 光伏阵列由 5 个光伏模块串联组成。Boost 升压电路中选择压降较小的 IGBT 作为开关管, 二极管选择标准功率二极管。将系统的电压和电流输入到控制模块中, 通过计算输出功率来实现 MPPT。为了验证提出的 P-GJO 算法在光伏发电系统 MPPT 上的优势, 分别采用金豺优化算法(GJO)以及改进的金豺优化算法(P-GJO)对不同几种情况下的光伏系统进行仿真, 对两种算法的收敛速度、输出的最大输出功率点以及追踪精确度进行分析比较。

4.1. 光照均匀

本节模拟条件如下: 环境温度 T 为 25°C , 光照强度 S 为 1000 W/m^2 。

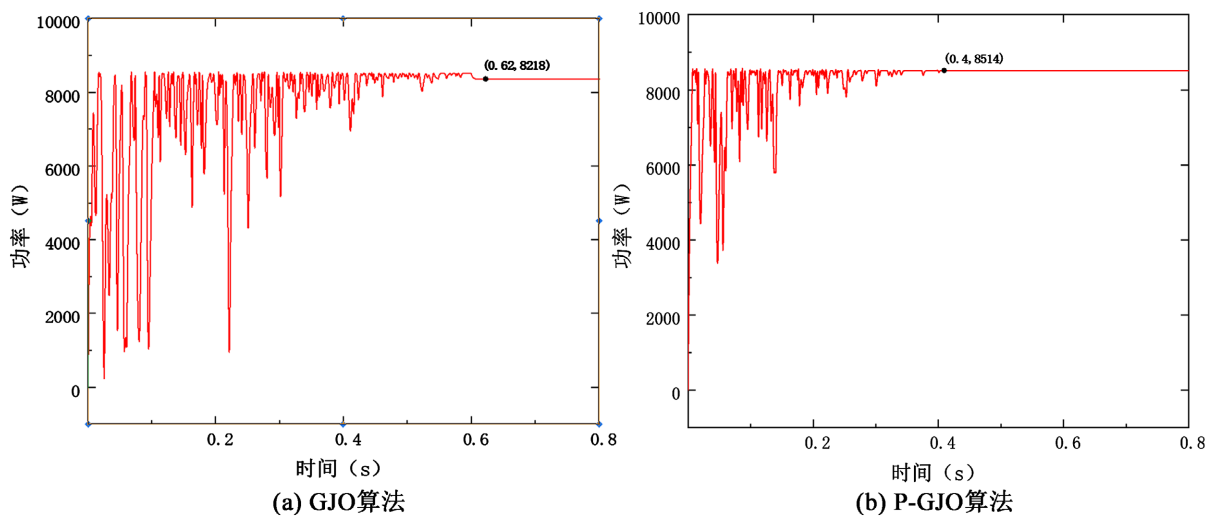


Figure 2. P-t output characteristic curve

图 2. P-t 输出特性曲线图

由图 2 的 P-t 输出特性曲线图可以得到各个算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率, 如表 1 所示。

Table 1. Output parameter

表 1. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	0.62	8218	96.48
P-GJO	0.4	8514	99.96

通过对表 1 分析得出, P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升: 跟踪效率上提高了 3.48%, 收敛速度上提高了 0.22 s; 精确度上提高了 296 W。综上所述, 在光照条件均匀时, 本文的 P-GJO 算法收敛速度更快、跟踪功率更优、追踪精确度更高。

4.2. 局部遮荫

本节模拟条件如下：环境温度 T 为 25°C 的情况下设定光照强度的变化，模块阵列 I 和模块阵列 II 的光照强度为 1000 W/m^2 ，模块阵列 III 的光照强度为 400 W/m^2 ，模块阵列 IV 和模块阵列 V 的光照强度为 800 W/m^2 。

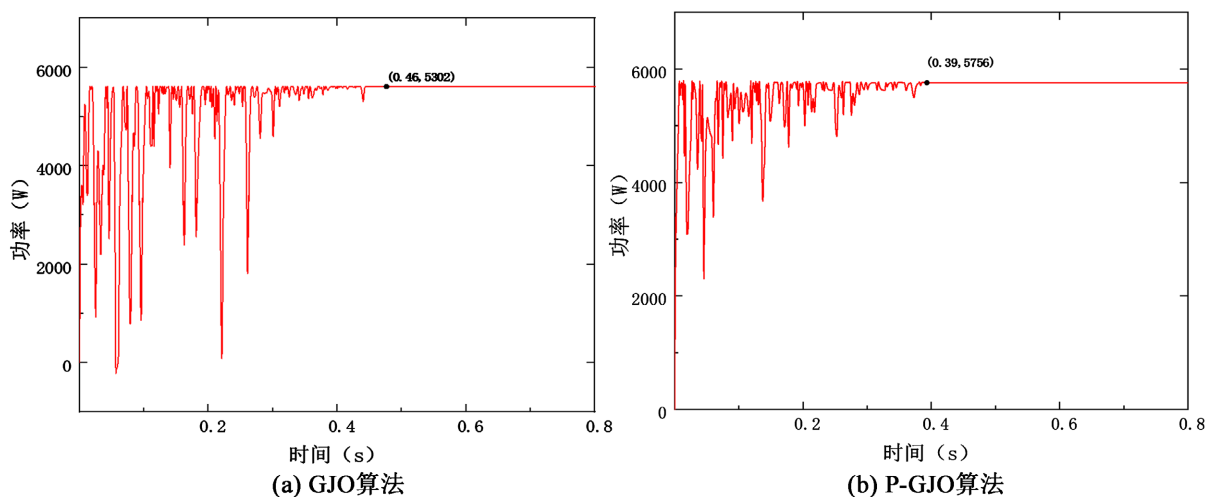


Figure 3. P-t output characteristic curve
图 3. P-t 输出特性曲线图

由图 3 的 P-t 输出特性曲线图可以得到各个算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率，如表 2 所示。

Table 2. Output parameter
表 2. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	0.46	5302	92.03
P-GJO	0.39	5756	99.91

通过对表 2 分析得出，P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升：跟踪效率上提高了 7.88%，收敛速度上提高了 0.07 s；精确度上提高了 454 W。综上所述，在局部遮荫时，本文的 P-GJO 算法收敛速度更快、跟踪效率更优、追踪精确度更高，显著增强了光伏系统对太阳能的利用效率。

4.3. 光照突变

本节模拟条件如下：环境温度 T 为 25°C 的情况下设定光照强度的变化，模块阵列 I 和模块阵列 II 的光照强度为 1000 W/m^2 ，模块阵列 III 的光照强度由 800 W/m^2 变化到 1200 W/m^2 ，模块阵列 IV 和模块阵列 V 的光照强度由 900 W/m^2 变化到 400 W/m^2 。

由图 4 的 P-t 输出特性曲线图可以得到各个算法在各个时间段的收敛时间、最大功率以及跟踪效率。

- (1) 在 0 到 1 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 3 所示。
- (2) 在 1 到 2 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 4 所示。
- (3) 在 2 到 3 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 5 所示。

通过对表 3、表 4 和表 5 分析得出：

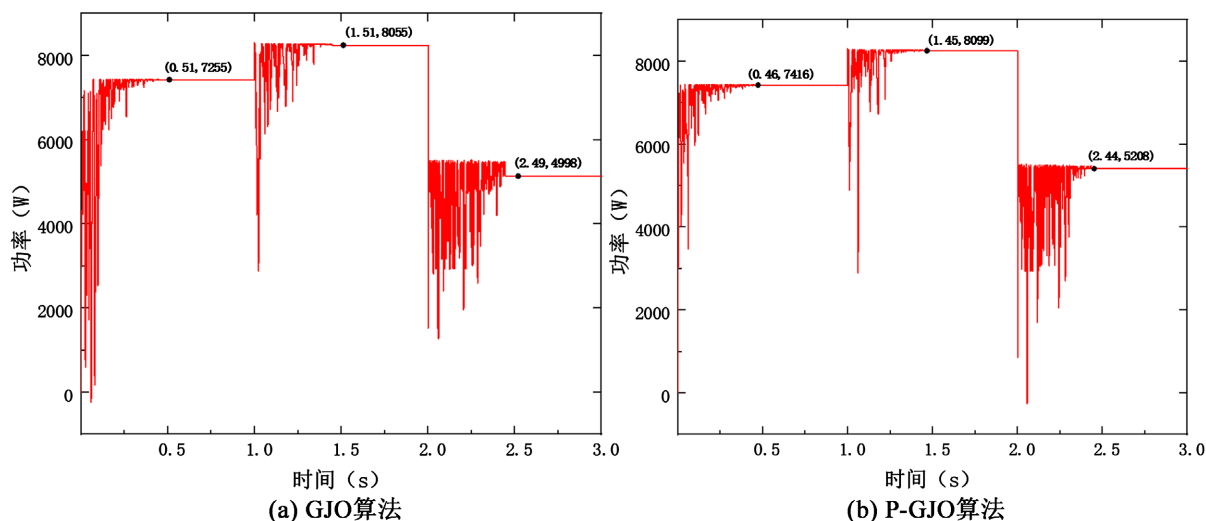


Figure 4. P-t output characteristic curve
图 4. P-t 输出特性曲线图

Table 3. Output parameter
表 3. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	0.51	7225	97.39
P-GJO	0.46	7416	99.97

Table 4. Output parameter
表 4. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	1.51	8055	99.44
P-GJO	1.45	8099	99.99

Table 5. Output parameter
表 5. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	2.49	4998	95.93
P-GJO	2.44	5208	99.96

(a) 在 0 到 1 秒, P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升: 跟踪效率上提高了 2.58%, 收敛速度上提高了 0.05 s; 精确度上提高了 191 W。

(b) 在 1 到 2 秒, P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升: 跟踪效率上提高了 0.55%, 收敛速度上提高了 0.06 s; 精确度上提高了 44 W。

(c) 在 2 到 3 秒, P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升: 跟踪效率上提高了 7.88%, 收敛速度上提高了 0.05 s; 精确度上提高了 210 W。

综上所述, 在光照突变时, 本文的 P-GJO 算法收敛速度更快、跟踪效率更优、追踪精确度更高。

4.4. 光照温度突变

本节模拟条件如下：模块阵列 I 和模块阵列 II 的光照强度为 1000 W/m^2 ，此时环境温度 T 为 25°C ；模块阵列 III 的光照强度由 800 W/m^2 变化到 1200 W/m^2 ，此时环境温度 T 由 20°C 变化为 30°C ；模块阵列 IV 和模块阵列 V 的光照强度由 900 W/m^2 变化到 400 W/m^2 ，此时环境温度 T 由 23°C 变化为 10°C 。

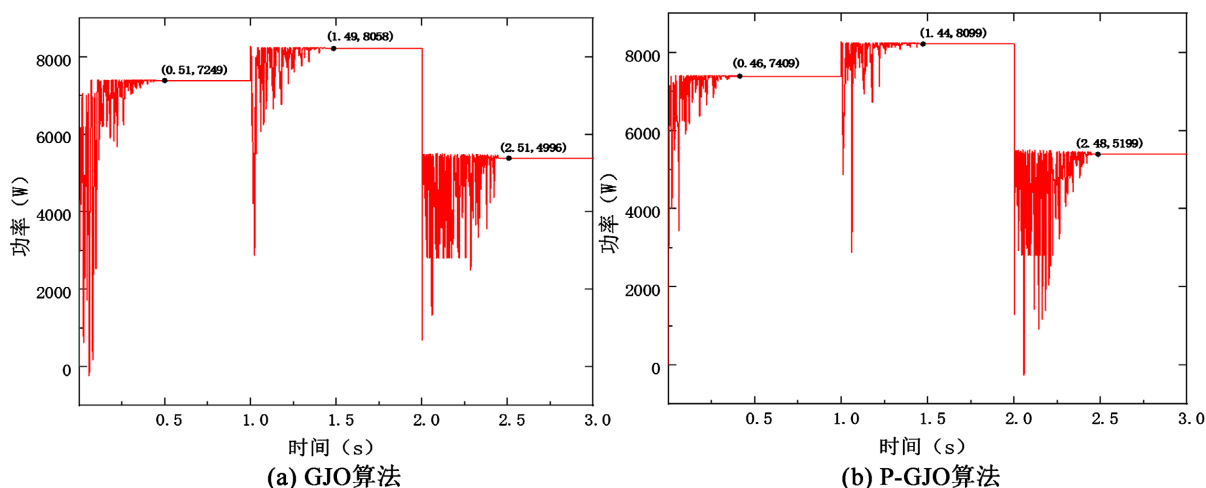


Figure 5. P-t output characteristic curve
图 5. P-t 输出特性曲线图

由图 5 的 P-t 输出特性曲线图可以得到各个算法在各个时间段的收敛时间、最大功率以及跟踪效率。

(1) 在 0 到 1 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 6 所示。

Table 6. Output parameter
表 6. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	0.51	7249	97.13
P-GJO	0.46	7409	99.28

(2) 在 1 到 2 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 7 所示。

Table 7. Output parameter
表 7. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	1.49	8058	99.46
P-GJO	1.44	8099	99.96

(3) 在 2 到 3 秒算法的收敛时间、最大功率以及跟踪效率如表 8 所示。

通过对表 6、表 7 和表 8 分析得出：

(a) 在 0 到 1 秒，P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升：跟踪效率上提高了 2.15%，收敛速度上提高了 0.05 s；精确度上提高了 160 W。

(b) 在 1 到 2 秒，P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升：跟踪效率上提高了 0.5%，收敛速度上提高

了 0.05 s; 精确度上提高了 41 W。

Table 8. Output parameter
表 8. 输出参数

算法	收敛时间(s)	最大功率(W)	跟踪效率(%)
GJO	2.51	4996	95.89
P-GJO	2.48	5199	99.79

(c) 在 2 到 3 秒, P-GJO 算法相比 GJO 算法有以下提升: 跟踪效率上提高了 3.9%, 收敛速度上提高了 0.03 s; 精确度上提高了 203 W。

综上所述, 在光照突变时, 本文的 P-GJO 算法收敛速度更快、跟踪效率更优、追踪精确度更高。

5. 结论

对 P-GJO 算法和 GJO 算法的收敛速度、输出的最大输出功率点以及追踪精确度进行分析比较。结果证明 GJO 算法在光伏发电系统中是可行的, 同时也验证了 P-GJO 算法相比 GJO 算法, 具有更优的收敛速度、更高的跟踪效率, 在各种光照条件下表现出更好的性能。

参考文献

- [1] 朱吉庆, 宋雨昂. 太阳能光伏发电技术发展现状与前景[J]. 对外经贸, 2024(1): 31-34+131.
- [2] 王德强. 新能源的电力调度分析[J]. 现代工业经济和信息化, 2023, 13(12): 256-257+260.
- [3] Belhimer, S., Haddadi, M., Mellit, A. (2018) Design of a Quadratic Boost Converter for a Standalone PV System Based on INC MPPT Algorithm. Springer, Singapore, 447-453. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1405-6_53
- [4] Ram, J.P. and Rajasekar, N. (2016) A Novel Flower Pollination Based Global Maximum Power Point Method for Solar Maximum Power Point Tracking. *IEEE Transactions on Power Electronics*, **32**, 8486-8499. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2016.2645449>
- [5] Makhoulfi, S. and Mekhilef, S. (2021) Logarithmic PSO Based Global/Local Maximum Power Point Tracker for Partially Shaded Photovoltaic Systems. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, **10**, 375-386. <https://doi.org/10.1109/JESTPE.2021.3073058>
- [6] 徐恒山, 赵铭洋, 薛飞, 等. 基于改进蜉蝣算法的光伏 MPPT 研究[J]. 电力电子技术, 2023, 57(12): 61-64+67.
- [7] 杨洋. 基于金豺算法优化 LSTM 神经网络的光伏发电功率预测研究[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 江西财经大学, 2023.