基于天鹰算法的交通自洽能源系统优化控制方法

陈光勇[1],周逸凯[1],陶楚青[1],万 利[1],魏 巍[2]

(1.山东省交通规划设计院集团有限公司 隧道与地下工程设计研究院,济南 250000;2.吉林大学 交通学院,长春 130022)

摘 要:光伏供电系统在交通自洽能源中扮演着重要角色,然而光伏阵列受到外界环境影响,局部阴影效应限制了系统的发电效率。为解决该问题,提出了一种优化控制方法,利用Logistics混沌序列初始化和自适应权重法构建了自适应搜索的天鹰算法。该算法能实时获取光伏阵列的最大功率点,从而实现交通自洽能源系统的最优控制。在仿真平台上设计不同光照条件下的实验结果表明:本文算法相较于扰动观察法、粒子群算法和传统天鹰算法具有更好的跟踪精度和速度,并且不易陷入局部最优解。本文方法对于提高光伏发电系统的发电效率和降低交通运输运营成本具有一定的参考意义。

关键词:交通工程;交通自洽能源;光伏优化控制;局部阴影;天鹰算法

中图分类号:U491 **文献标志码**:A **文章编号**:1671-5497(2025)08-2630-09

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231054

Optimization control method of traffic self consistent energy system based on aquila optimizer

CHEN Guang-yong[1],ZHOU Yi-kai[1],TAO Chu-qing[1],WAN Li[1],WEI Wei[2]

(1. *Tunnel and Underground Engineering Design Branch, Shandong Provincial Communications Planning and Design Institute Group Company Limited, Jinan* 250000, *China*; 2. *Transportation College, Jilin University, Changchun* 130022, *China*)

Abstract: Photovoltaic aprays are affected by external environmental factors, and local shading effects limit the system's power generation efficiency. To address this issue, this paper proposes an optimization control method that utilizes Logistics chaotic sequence initialization and adaptive weighting to construct an adaptive search aquila optimizer. This algorithm can dynamically track the maximum power point of the photovoltaic array, thus achieving optimal control of traffic self consistent energy system. Experimental results under different lighting conditions on a simulation platform demonstrate that the algorithm proposed in this paper has better tracking accuracy and speed compared to perturbation observation methods, particle swarm algorithms, and traditional aquila optimizer, and is less likely to get stuck in local optimal solutions. The

收稿日期:2023-10-07.

基金项目:山东省交通运输厅科技计划项目(KJ-2019-SDSJTT-04);国家重点研发计划项目(2019YFB1600500).

作者简介:陈光勇(1982-),男,高级工程师.研究方向:智慧隧道机电设施.E-mail:51338031@qq.com

通信作者:魏巍(1978-),男,高级工程师,博士.研究方向:交通视频检测.E-mail: weiwei@jlu.edu.cn

proposed method has a certain reference value for improving the power generation efficiency of photovoltaic power generation systems and reducing operational costs in transportation.

Key words: transportation engineering; traffic self consistent energy; photovoltaic optimization control; local shadow; aquila optimizer

0　引　言

在国家“交通强国”战略和“低碳、绿色”目标指引下，绿色自洽能源系统被广泛应用于交通领域，这对实现交通行业的低碳、绿色出行有着重要意义[1]。光伏发电系统作为绿色自洽能源系统的重要组成形式被广泛布设于公路、隧道等交通场景，实现交通供电系统的能源自洽[2]。然而，光照角度变化、积雪、灰尘覆盖、光照遮挡阴影等因素会致使光伏阵列受到的光照不均，产生光伏“局部阴影”效应。“局部阴影”效应将导致光伏阵列的电压-功率输出特性曲线呈现出多峰状态，且曲线的峰值将随着局部阴影的变化而变化[3]。因此，亟需构建一种自洽能源系统的优化控制方法，实现光伏阵列的最大功率点跟踪，提升光伏自洽能源系统的供电效率。

目前，最大功率点跟踪（Maximum power point tracking, MPPT）算法可分为以恒定电压法[4]、电导增量法[5]、扰动观察法[6]为代表的传统方法和以智能搜索算法、神经网络等为基础的智能优化方法[7]。传统方法跟踪速度较慢且存在输出震荡现象，其跟踪效果并不理想。梁国壮等[8]提出一种扰动-模糊双模式控制算法，但该方法在变化的外界光照条件下，跟踪速度较慢且存在输出震荡现象。徐义涛等[9]与党秀娟等[10]利用粒子群算法实现跟踪；钟黎萍等[11]利用遗传算法提高变异率加快了收敛速度，并能较为精确的跟踪到最大功率点，然而这些方法无法兼顾全局搜索和局部搜索，在跟踪极值时易陷入局部最优解。赵华芳等[12]采用BP神经网络实现最大功率跟踪，并使用梯度下降法与高斯牛顿法提高收敛速度。赵子睿等[13]通过RBF神经网络进行跟踪，并通过自适应PID辅助修正。但是，上述方法基于人工神经网络，需要进行大量的样本训练，费时费力。因此，现有方法难以有效跟踪最大功率点，致使光伏阵列发电效率不佳。

针对上述问题，本文构建了一种基于天鹰算法的交通自洽能源系统优化控制方法，该方法将混沌序列初始化和自适应权重法引入天鹰算法，建立了自适应搜索的天鹰算法（Adaptive search aquila optimizer, ASAO），实时搜索光伏阵列的最大功率点进行输出，从而实现交通自洽能源系统的最优控制。

1　问题描述

光伏电池的发电过程是通过光生伏特效应将光伏电池板接收的太阳能转化为电能，其等效电路由电流源、二极管、代表损耗的串联电阻和代表旁漏电阻的并联电阻几部分组成[14]。设I_{ph}为光生电流，I_d为流经二极管V_D的电流，R_{sh}为旁漏电阻，I_{sh}为旁漏电流，R_s为串联损耗电阻，则光伏电池输出电流I的表达式为：

$$I=I_{ph}-I_d-I_{sh}=I_{ph}-I_o e^{\frac{q(U+IR_s)}{AKT}-1}-\frac{U+IR_s}{R_{sh}} \tag{1}$$

式中：U为光伏电池的输出电压；I_o为二极管的反向饱和电流；q为电荷量常数；A为二极管特性因子；K为玻尔兹曼常数；T为绝对温度。

由于R_s要远远小于R_{sh}，因此R_s也要远小于二极管导通电阻，令$I_{sc}=I_{ph}$、$C_1=I_o/I_{sc}$、$C_2=AKT/qU_{oc}$，其中I_{sc}为光伏电池的短路电流，U_{oc}为光伏电池的开路电压，式(1)可以进一步简化为：

$$I=I_{sc}\left(1-C_1 e^{\frac{U}{C_2U_{oc}}-1}\right) \tag{2}$$

根据式(2)可知，光伏电池的输出功率为一条随电压先增大后减小的曲线。通常情况下，光伏阵列是由多个光伏电池板串联而成的[9]，当外界光照理想均匀时，光伏阵列的输出特性曲线如图1所示，此时随电压变化光伏阵列的输出功率为一条单峰曲线；而当光伏阵列工作在局部阴影条件下时，输出特性曲线为一条如图2所示的多峰曲线，且峰值随局部阴影的变化动态改变。

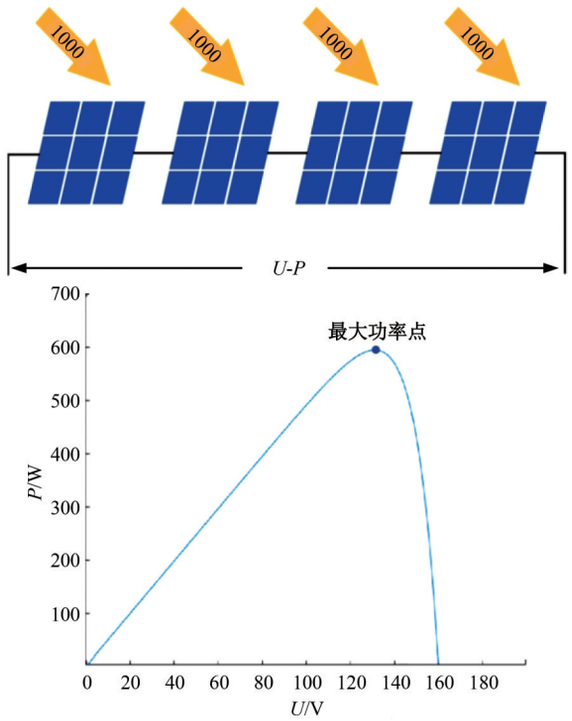

图1 理想光照下光伏阵列的输出特性曲线

Fig. 1 Output characteristic curve of photovoltaic array under ideal illumination

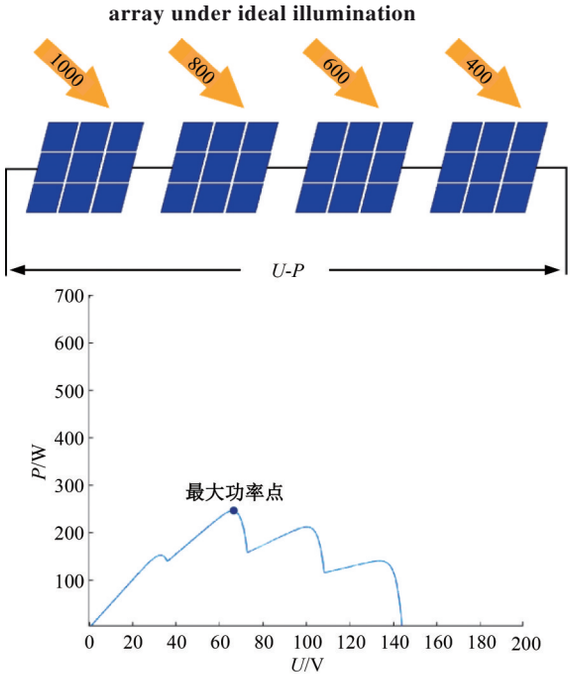

图2 局部阴影下光伏阵列的输出特性曲线

Fig. 2 Output characteristic curve of photovoltaic array under local shadow

2 天鹰算法在交通自洽能源系统中的应用

为能实时捕获光伏阵列随局部阴影动态变化的最大功率点,本文将混沌序列初始化和自适应权重法引入天鹰算法,优化天鹰算法的搜索策略,建立了ASAO,并将其应用在光伏自洽能源系统输出的优化控制过程中。

2.1 天鹰算法

天鹰算法(Aquila optimizer, AO)是Abualigah等[15]提出的一种模拟自然界中天鹰捕食猎物过程的新型智能搜索算法,该算法具有表现更佳的寻优能力和更加快速的收敛速度。天鹰捕食猎物的过程主要可分为5个阶段,即初始化、扩大搜索阶段、缩小搜索阶段、扩大开发阶段、缩小开发阶段。

初始化:首先种群需要在搜索范围内随机初始化搜索个体位置。该过程的数学描述如下:

$$X_i^j = \mathbf{rand} \times (\mathrm{UB}^j - \mathrm{LB}^j) + \mathrm{LB}^j \tag{3}$$

式中:$i=1,2,\cdots,N$为搜索种群规模;$j=1,2,\cdots,D$为问题的维度;rand为随机向量,其值介于0到1之间;LB^j为给定问题的第j个下界;UB^j为给定问题的第j个上界。

扩大搜索阶段:天鹰通过提高自身的垂直高度,获取更大的搜索范围,以便在飞行的过程中更好地狩猎猎物,确定最佳的狩猎范围。该过程的数学描述如下:

$$X_1^{t+1} = X_{\mathrm{best}} \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) + \mathbf{rand} \cdot (X_{\mathrm{M}}^t - X_{\mathrm{best}}) \tag{4}$$

式中:X_1^{t+1}为使用搜索方法X_1在第$t+1$轮时所得到的搜索结果;X_{best}为前t轮迭代中所获得的最佳解;T为最大搜索轮次;X_{M}^t为第t轮迭代时该轮次中解的平均值,由下式求取:

$$X_{\mathrm{M}}^t = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} X_i^t, \forall j = 1,2,\cdots,D \tag{5}$$

缩小搜索阶段:天鹰会在猎物存在的范围内盘旋并准备发起进攻。该过程的数学描述如下:

$$X_2^{t+1} = X_{\mathrm{best}} \cdot \mathrm{Levy}(D) + X_{\mathrm{R}}^t + \mathbf{rand} \cdot (y - x) \tag{6}$$

式中:X_2^{t+1}为使用搜索方法X_2在第$t+1$轮时所得到的搜索结果;Levy(D)为用于描述天鹰飞行的Levy飞行分布策略。

扩大开发阶段:天鹰会准备好着落和攻击,将采用低空慢降的攻击方式进行初步攻击,以确定猎物的反应。该过程的数学描述如下:

$$X_3^{t+1} = \alpha \cdot (X_{\mathrm{M}}^t - X_{\mathrm{best}}) - \mathbf{rand} + \delta \cdot (\mathbf{rand} \cdot (\mathrm{UB}_j - \mathrm{LB}_j) + \mathrm{LB}_j) \tag{7}$$

式中:X_3^{t+1}为使用搜索方法X_3在第$t+1$轮时所得到的搜索结果;α和δ为开发调整参数,均

取 0.1。

缩小开发阶段：天鹰会向地上的猎物发起具有一定随机性的攻击。该过程的数学描述如下：

$$X_4^{t+1}=QF\times X_{\text{best}}-(\text{rand}\times G_1\times X_i^t)-G_2\times \text{Levy}(D)+\text{rand}\times G_1 \tag{8}$$

其中：

$$QF=t^{\frac{2\times\text{rand}-1}{(1-T)^2}} \tag{9}$$

$$G_1=2\times\text{rand}-1 \tag{10}$$

$$G_2=2\times\left(1-\frac{t}{T}\right) \tag{11}$$

式中：X_4^{t+1}为使用搜索方法 X_4 在第 $t+1$ 轮时所得到的搜索结果；QF 为用于平衡搜索策略的质量函数值；G_1 为在追踪猎物过程中天鹰所做出的各种运动；G_2 为线性递减的飞行斜率值。

2.2　自适应搜索的天鹰算法

本文引入混沌序列初始化和自适应权重法，替代天鹰算法随机初始化与随机步长搜索，优化了天鹰算法的搜索策略，有效避免了搜索陷入局部最优解的情况。

(1)混沌序列初始化

天鹰算法在求解优化问题时初始种群会随机的选择初始化个体，这种初始化方法通过使用伪随机数完成，这将会导致初始种群的多样性较差、初始个体分布不均。Anderson 等[16]提出种群的初始个体对于提高优化算法的搜索能力有着重要的作用。因此，本文引出混沌序列对天鹰算法的种群初始化做出改进。常用的产生混沌序列的方法有 Tent、Circle 和 Logistics 混沌映射，本文选用 Logistics 混沌映射对种群初始化映射。Logistics 混沌映射的具体产生公式如下：

$$y_i^{j+1}=\mu y_i^j(1-y_i^j) \tag{12}$$

式中：y_i^j 为处于 0 到 1 之间的混沌变量，并且 $y_i^j\notin\{0,0.25,0.5,0.75,1.0\}$；　$\mu\in[0,4]$；　$i=1,2,\cdots,D$ 为混沌变量的序号；$j=1,2,\cdots,N$ 为种群序号。

Logistics 混沌映射对初始值的差异较为敏感，当 $\mu=4$ 时，通过赋予式(12)一组包含 D 个差异值极小的初始变量，即可得到一组混沌变量 y_i^j，再将这组混沌变量逆映射回式(3)即可得到更为均匀的初始值：

$$X_i^j=y_i^j\times(\text{UB}^j-\text{LB}^j)+\text{LB}^j \tag{13}$$

(2)自适应权重法

现有基于智能优化搜索算法的 MPPT 方法在搜索的过程中易陷入局部最优解，为解决这一问题，本文选用一种基于指数变化的自适应权重来提高搜索的性能。自适应权重的表达式如下：

$$\omega=\mathrm{e}^{-k(t/T)^2},k=2 \tag{14}$$

改进的天鹰算法在进行 MPPT 的前期，指数形式的权重可以保证算法以较大的权重进行搜索，这意味着算法能够拥有更强的全局搜索能力；而在搜索的后期，当搜索逐渐靠近最优解时，使用更小的权重又可以使得算法局部搜索能力大幅提升。将这一自适应权重代入式(4)(7)中得到如下两个公式：

$$X_1^{t+1}=X_{\text{best}}\cdot\omega+\text{rand}\cdot(X_{\text{M}}^t-X_{\text{best}}) \tag{15}$$

$$X_3^{t+1}=\omega\cdot(X_{\text{M}}^t-X_{\text{best}})-\text{rand}+\omega\cdot(\text{rand}\cdot(\text{UB}_j-\text{LB}_j)+\text{LB}_j) \tag{16}$$

本文算法的主要步骤如下：

①本文算法相关参数初始化，通过混沌序列初始化设置种群规模 N、最大搜索轮次 T、问题维度 D，以及问题的上下界 LB^j、UB^j 等参数。

②采集光伏阵列产生的电流、电压，选取输出功率作为 ASAO 个体的目标函数，并确定每个个体的适应度值，记录并更新全局最优解和全局最优值。

③判断当前轮次及产生的随机数大小以及当前搜索轮次，使用引入自适应权重法的搜索策略，按式(15)、式(6)、式(16)、式(8)更新 ASAO 个体的位置。

④判断是否满足终止条件，若满足终止条件则输出最优解，否则返回②。

3　仿真实验与分析

3.1　实验设计

为验证本文算法在光伏供电系统中的有效性，选用山东高速智能网联测试基地凤凰山隧道入口处的光伏板遮光棚洞为模拟实验对象，如图 3 所示。

隧道光伏遮光棚表面的光伏电池板布设示意图如图 4 所示，当太阳光以特定角度照射在隧道光伏遮光棚表面上时，由于不同的电池板安装角度不同，因此不同光伏电池板的接收角度不同，这将导致不同角度上的光伏电池板发电效率不同。此外，外界遮挡导致的局部阴影条件与动态局部阴影条件也会导致不同光伏电池板的发电效率



图3 隧道光伏遮光棚

Fig. 3 Tunnel solar power awning

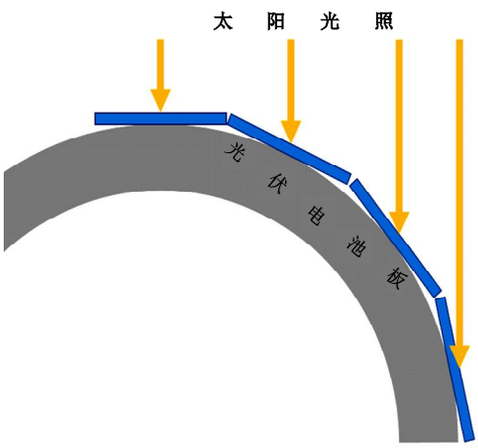

图4 隧道光伏遮光棚表面的光伏电池板布设示意图

Fig. 4 Schematic diagram of photovoltaic panel layout on the surface of tunnel solar power awning

不同。

为模拟隧道光伏遮光棚表面的光伏阵列在不同光照条件下的发电过程,本文以4个光伏电池板串联组成的光伏阵列为例,分别在理想光照条件、局部阴影条件下和动态局部阴影条件下研究本文算法的优化控制,串联的4块光伏阵列的主要参数如表1所示,表面光照强度设计如表2所示。

表2中,工况1表示理想光照条件下,即照射在光伏电池板上的光照理想均匀;工况2表示局部阴影条件下,即当太阳光以特定角度照射在隧道光伏遮光棚表面时,不同位置上光伏电池板接

表1 光伏阵列主要参数

Table 1 Main parameters of photovoltaic array

参 数	参数取值
开路电压/V	44.2
短路电流/A	5.29
最大功率点电压/V	35.8
最大功率点电流/A	4.95

表2 不同工况下外界光照条件设置

Table 2 Setting of external lighting conditions under different working conditions W/m²

光伏板	工况1	工况2	工况3	工况4
PV1	1 000	1 000	800	900
PV2	1 000	800	600	700
PV3	1 000	600	400	400
PV4	1 000	400	200	200

收到的光照的大致分布;工况3表示外界光照相较工况2减弱而输出功率最大峰值位置大致不变的情况,工况4表示光照减弱但输出功率最大峰值位置发生改变的情况,这两种工况代表光伏电池板受到云朵、积雪等动态气象因素遮挡的影响。不同工况下的输出特性曲线如图5所示。

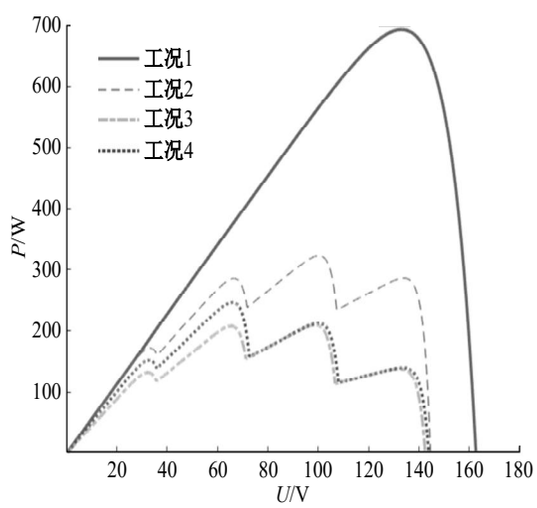

图5 不同工况下的输出特性曲线

Fig. 5 Output characteristic curve under different working conditions

本文在Matlab/Simulink仿真平台上搭建了光伏系统仿真模型,并对光伏阵列的短路电流I_{sc}、开路电压U_{oc}以及最大功率处的电流I_m、电压U_m进行如下修正:

$$I'_{sc}=I_{sc}\frac{S}{S_{ref}}(1+\alpha\Delta T) \tag{17}$$

$$U'_{oc}=U_{oc}(1-\lambda\Delta T)\ln(1+\beta\Delta S) \tag{18}$$

$$I'_{m}=I_{m}\frac{S}{S_{ref}}(1+\alpha\Delta T) \tag{19}$$

$$U'_{m}=U_{m}(1-\lambda\Delta T)\ln(1+\beta\Delta S) \tag{20}$$

式中:T为外界环境温度;S为环境光照;T_{ref}为参考温度,其值为25 ℃;S_{ref}为参考光照,其值为1 000 W/m²;$\Delta T=T_{ref}$;$\Delta S=S/S_{ref}-1$;光伏电池模块中电流温度系数α、修正常数λ、电压温

度系数β分别取0.002 55/℃、0.55、0.002 85/℃。光伏阵列的其他主要参数按照表1选取；升压模块选取Boost电路，其中直流侧滤波电容取110 μF、直流母线电容取300 μF、电感取100 mH、负载电阻取50 Ω，用于仿真的光伏离散采样时间为5×10^{-6} s；为提高跟踪速度，ASAO中其他必要参数按照前文所述选取。

本文分别采用扰动观察法[6](P&O)、粒子群算法[11](PSO)、天鹰算法[15](AO)以及本文所提方法ASAO 4种算法在4种工况下进行仿真测试，其中P&O使用固定步长、PSO、AO及ASAO的初始种群个数N均选用4。

3.2　不同光照条件下的跟踪效果分析

在理想光照条件下，环境温度为25 ℃，外界光照均匀，光伏阵列的理论最大输出功率为692.867 W。此时，4种算法跟踪得到的最大功率点及10次实验达到最大功率点所用的平均时间如表3所示，对输出功率的跟踪效果如图6所示。

在理想光照条件下，4种算法均达到了较高的跟踪精度，但由图6(a)可以看出，采用固定步长的P&O在达到最大功率点附近后输出功率会存在持续的震荡，且该算法达到收敛的时间较长，耗时0.25 s左右；由图6(b)可以看出，PSO在达到收敛之前也存在一定时间的震荡现象，且需要耗时0.24 s左右才能收敛至最大功率点；由图6(c)(d)可以看出，相比于前两种算法AO与ASAO所需时间短，跟踪过程中也不存在较强的搜索震荡。相比于前两种方法，多次实验所求平均时间上，AO与ASAO的收敛速度有着较大的提升，本文所提方法ASAO在理想光照条件下相比于P&O、PSO及AO在跟踪速度上分别提升了54.5%、52.3%和4.1%。

表3　理想光照条件下的仿真结果

Table 3　Simulation results under ideal lighting conditions

算法	理论最大功率/W	实际输出功率/W	平均时间/s	跟踪精度/%
P&O	692.867	690.509	0.255	99.65
PSO	692.867	692.571	0.243	99.95
AO	692.867	692.683	0.121	99.97
ASAO	692.867	692.679	0.116	99.97

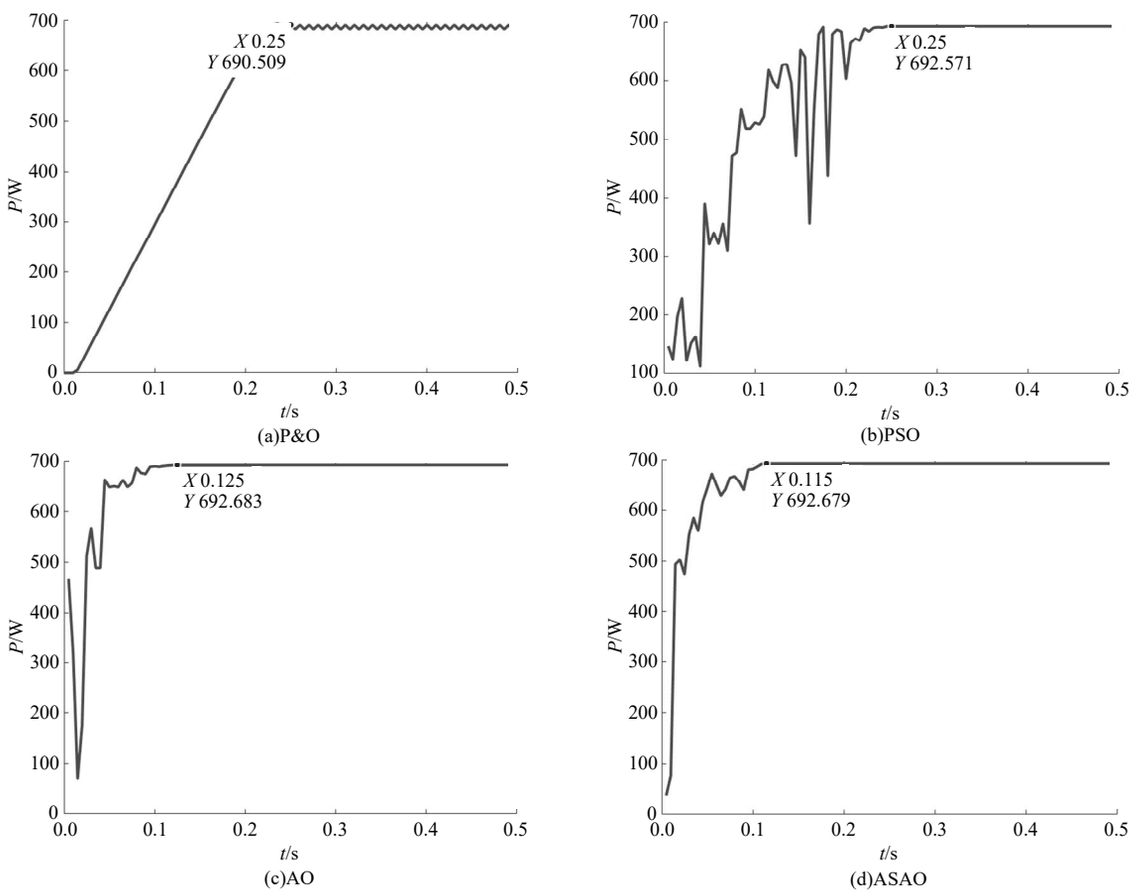

图6　理想光照条件下的仿真效果

Fig. 6　Simulation effect under ideal lighting conditions

在局部阴影条件下,环境温度为25 ℃,外界光照条件按照工况2设置时,光伏阵列的理论最大输出功率为323.015 W。此时,不同方法所能跟踪到的最大功率、10次实验达到最大功率点所用的平均时间及跟踪精度如表4所示,可以看出,采用固定步长的P&O对多峰的功率输出特性曲线进行跟踪时,虽然跟踪时间有所减少,但最终得到的输出功率会陷入局部最优解,并不适合局部阴影条件下的最大功率跟踪。采用后3种算法对输出功率的跟踪效果如图7所示。

表4 局部阴影条件下的仿真结果

Table 4 Simulation results under local shadow conditions

算法	理论最大功率/W	实际输出功率/W	平均时间/s	跟踪精度/%
P&O	323.015	284.945	0.172	88.21
PSO	323.015	321.886	0.252	99.66
AO	323.015	321.980	0.123	99.68
ASAO	323.015	322.874	0.115	99.96

对比图7,相比于PSO,AO与ASAO两种算法在局部阴影条件下具有更好的跟踪精度与跟踪速度,AO先全局后局部的搜索方式在局部阴影条件下的MPPT问题中有着较好的表现。相比PSO与AO,本文所提方法ASAO跟踪过程更为稳定,跟踪精度更高,且在检测速度上分别提升了54.4%和6.5%。

3.3 动态局部阴影条件下的可靠性分析

为进一步体现AO引入混沌序列初始化与自适应权重法后对跟踪过程中易陷入局部最优解状况的改善,本文又设计了在动态局部阴影条件下的统计实验。动态局部阴影条件设计为局部阴影光照突变,外界光照由工况2在0.5 s后突变为工况3、1 s后突变为工况4、1.5 s后再次变回工况3。由工况2突变至工况3的过程中,理论最大输出功率发生较大变化但输出功率最大峰值对应的电压基本保持不变,而由工况3突变至工况4的过程中,输出功率最大峰值对应的电压由工况2、3条件下的99~100 V附近突变为66 V附近。本文分别对PSO、AO及ASAO的跟踪效果进行了统计,在50次重复实验中,当外界条件光照发生变化时,设不同算法在工况2、3、4变化过程中出现一次错误跟踪即跟踪失败,跟踪所得最大输出功率与理论最大输出功率正确的次数统计如表5所示。

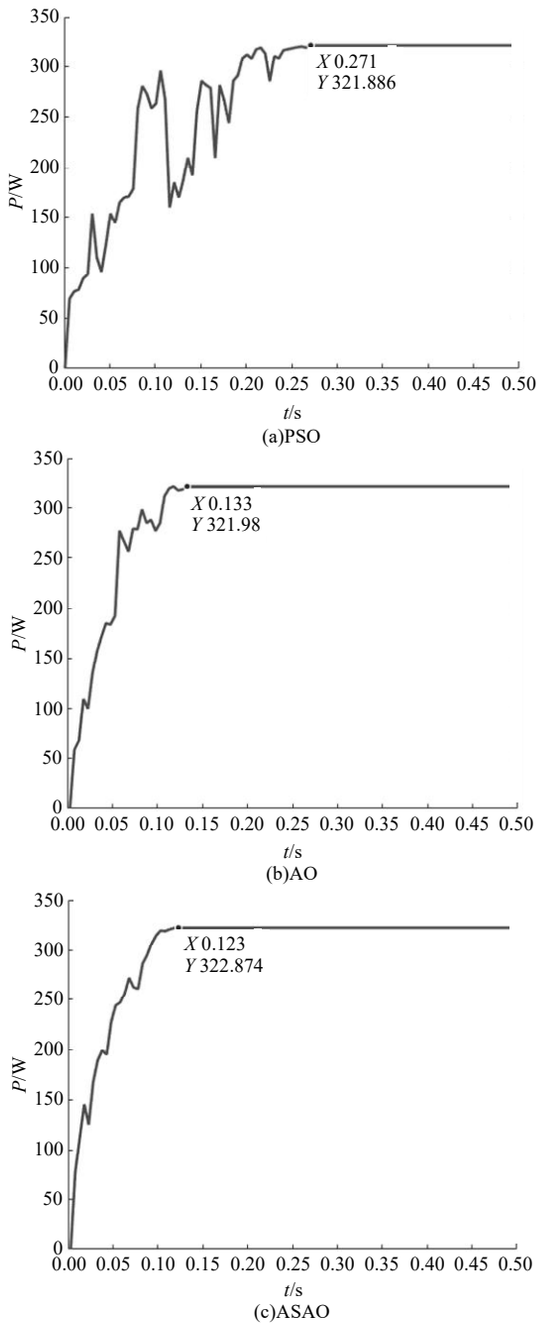

图7 局部阴影条件下的仿真效果

Fig. 7 Simulation effects under local shadow conditions

表5 正确跟踪次数统计

Table 5 Statistics of correct tracking times

算法	起始光照	光照突变1	光照突变2	光照突变3
PSO	48	46	42	39
AO	50	49	45	43
ASAO	50	50	50	50

从表5中可以看出,在第1次光照突变后,光伏阵列此时的最大输出功率点对应电压与突变前几乎保持不变,而PSO和AO在跟踪时会出现陷入局部最优解的情况,这种情况的发生会导致光

伏发电效率的降低;第2次光照突变后,光伏阵列此时的最大输出功率点对应电压发生改变,此时PSO和AO因缺少兼顾全局和局部的搜索策略,出现了更多次数的错误跟踪,同理第3次光照突变也能反映出这两种算法的不足之处。而ASAO在50次统计实验中,均能正确跟踪到理论最大输出功率,这说明使用更为均匀的初始种群与自适应的搜索,能有效避免陷入局部最优解。

4　结束语

本文提出了基于ASAO作为光伏优化控制中MPPT的方法,引入混沌序列初始化和自适应权重法。实验结果表明,该方法在复杂光照条件下具有更快的跟踪速度,相较于传统算法在理想光照条件下提升了跟踪速度,且在局部阴影条件下也表现出良好的性能。该方法能兼顾全局搜索和局部搜索,避免陷入局部最优解,具有稳定的跟踪效果和高精度。未来可结合太阳能光伏板、储能设备和风能发电,为无人区道路装备供电,实现高效能源利用和节能技术应用。

参考文献:

[1] 黄志玮. 光伏发电并网及其相关技术发展现状与展望[J]. 能源与节能, 2021(7): 39-40.
Huang Zhi-wei. Development statusand prospect of grid connected photovoltaic power generation and related technologies[J]. Energy and Energy Conservation, 2021(7): 39-40.

[2] 万利,陶楚青,陈光勇,等. 基于视觉适应性的隧道入口光伏遮光棚设计[J/OL]. [2024-04-02]. https://doi.org/10.19292/j.cnki.jdxxp.20230324.001
Wan Li, Tao Chu-qing, Chen Guang-yong, et al. Design of solar power awning at the entrance of tunnel based on visual adaptability[J/OL]. [2024-04-02]. https://doi.org/10.19292/j.cnki.jdxxp.20230324.001.

[3] 徐凯, 王湘萍. 光伏发电最大功率点跟踪的智能集成控制[J]. 太阳能学报, 2018, 39(2): 536-543.
Xu Kai, Wang Xiang-ping. Intelligent integrated control for maximum power point tracking of photovoltaic power generation[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2018, 39(2): 536-543.

[4] 卢旭锦, 谢伟彬. 基于恒定电压法结合电导增量法MPPT控制策略研究[J]. 自动化技术与应用, 2018, 37(11): 1-5.
Lu Xu-jin, Xie Wei-bin. Research on MPPT control strategy based on constant voltage method combined with conductance increment method[J]. Techniques of Automation and Applications, 2018, 37(11): 1-5.

[5] 郭金智, 潘子峻, 袁绍军, 等. 基于改进电导增量法的变步长MPPT算法[J]. 电气传动, 2022, 52(20): 50-56.
Guo Jin-zhi, Pan Zi-jun, Yuan Shao-jun, et al. Variable step size MPPT algorithm based on improved conductance increment method[J]. Electric Drive, 2022, 52(20): 50-56.

[6] 徐善智, 丁宇, 刘泽禹, 等. 基于改进扰动观察法的光伏MPPT控制策略研究[J]. 集成电路应用, 2022, 39(5): 6-8.
Xu Shan-zhi, Ding Yu, Liu Ze-yu, et al. Study on photovoltaic mppt control strategy based on improved disturbance observation method[J]. Application of IC, 2022, 39(5): 6-8.

[7] Ahmed J, Salam Z. A modified P&O maximum powerpoint tracking method with reduced steady state oscillation and improved tracking efficiency[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(4): 1506-1511.

[8] 梁国壮, 赵博, 田涵雷, 等. 扰动-模糊结合的双模式MPPT算法研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(16): 131-134.
Liang Guo-zhuang, Zhao Bo, Tian Han-lei, et al. Research on two-mode MPPT algorithms combining perturbation observation method and fuzzy control[J]. Modern Electronic Technology, 2020, 43(16): 131-134.

[9] 徐义涛, 姜吉顺, 张宗超, 等. 基于改进粒子群算法光伏的最大功率跟踪[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(34): 180-185.
Xu Yi-tao, Jiang Ji-shun, Zhang Zong-chao, et al. Photovoltaic maximum power tracking based on improved particle swarm optimization[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(34): 180-185.

[10] 党秀娟, 何柏娜, 孙坚, 等. 基于改进粒子群算法的光伏最大功率点跟踪[J]. 山东电力技术, 2022, 49(9): 36-43.
Dang Xiu-juan, He Bai-na, Sun Jian, et al. Photovoltaic maximum power point tracking based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Shandong Electric Power, 2022, 49(9): 36-43.

[11] 钟黎萍, 张水平, 顾启民. 基于基因排序遗传算法的串联光伏组件MPPT研究[J]. 可再生能源, 2017, 35(3): 384-388.
Zhong Li-ping, Zhang Shui-ping, Gu Qi-min. Re-

search on MPPT of series photovoltaic modules based on genetic algorithm of gene sequencing[J]. Renewable Energy Sources, 2017, 35(3): 384-388.

[12] 赵华芳, 马文忠, 王仁让, 等. 基于改进神经网络的一种新型MPPT预测方法[J]. 电气应用, 2021, 40(1): 12-18.
Zhao Hua-fang, Ma Wen-zhong, Wang Ren-rang, et al. A new MPPT prediction method based on improved neural network[J]. Electrical Application, 2021,40(1):12-18.

[13] 赵子睿, 潘鹏程, 吴婷. 基于APID-RBF神经网络的光伏MPPT方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2024, 36(2): 152-158.
Zhao Zi-rui, Pan Peng-cheng, Wu Ting. Photovoltaic MPPT method based on APID-RBF neural network[J]. Journal of Power Systems and Automation, 2024, 36(2): 152-158.

[14] 王玥, 鞠振河. 基于MALTAB/Simulink的光伏阵列模型仿真研究[J]. 电工技术, 2021(3): 27-30.
Wang Yue, Ju Zhen-he. Simulation research of photovoltaic array model based on MALTAB/Simulink[J]. Electric Engineering, 2021(3): 27-30.

[15] Abualigah L, Yousri D, Elaziz M A, et al. Matlab code of aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.

[16] Anderson C, Christine M. Practical genetic algorithms[J]. Publications of the American Statistical Association, 2004, 1004711099.