

基于改进蝙蝠算法的激光供能无人机 MPPT 技术

袁建华, 王 林, 赵子玮, 何宝林, 刘 宇
(三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443000)

摘 要:激光供能无人机操作简单、安全性高,其采用光伏电池板接收能量进行作业。在复杂遮荫情况下,无人机上光伏电池板的 P-V 曲线存在多极值点问题,传统最大功率点追踪算法易陷入局部最优且追踪速度较慢等。针对这一问题提出了一种改进的蝙蝠算法,首先通过反向学习进行种群初始化,增强群体分布的均匀性,避免陷入局部最优;同时引入收缩因子,加快算法收敛速度。最后在 Matlab/Simulink 中搭建光伏阵列电路仿真模型证明了改进的蝙蝠算法在具有较好的速度性和稳定性。

关键词:激光供能;无人机;光伏电池板;最大功率点追踪;改进蝙蝠算法

中图分类号:TN249 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2022.06.004

MPPT technology of laser powered UAV based on improved bat algorithm

YUAN Jian-hua, WANG Lin, ZHAO Zi-wei, HE Bao-lin, LIU Yu
(School of Electrical and New Energy, Three Gorges University, Yichang 443000, China)

Abstract: Laser-powered drones are simple to operate and with high safety, which use photovoltaic panels to receive energy for operation. Under complex shading conditions, the P-V curve of the photovoltaic panel on the UAV has multiple extreme points. The traditional maximum power point tracking algorithm is easy to fall into the local optimum and the tracking speed is slow. Aiming at this problem, an improved bat algorithm is proposed. First, the population is initialized through reverse learning to enhance the uniformity of the population distribution and avoid falling into the local optimum. At the same time, the shrinkage factor is introduced to accelerate the algorithm's convergence speed. Finally, a simulation model of the photovoltaic array circuit is built in Matlab/Simulink to prove that the improved bat algorithm has better speed and stability.

Keywords: laser energy supply; UAV; photovoltaic cell board; maximum power point tracking; improved bat algorithm

1 引 言

无人机(UAV)是一种无线远程受控的非载人飞行器,具有体积小、成本低、空中操作方便等优点^[1]。UAV在军事应用有显著的优越性,如侦察预警、跟踪定位、特种作战、执行搜救等各类战略和战术任务,然而早期的无人机工作时间短,续航能力

差,侦察监视区域有限,不能连续获取信息,使无人机在军事应用上受到了很大限制。目前无线能量传输主要有谐振耦合、电场耦合、电磁感应、微波、太阳能和激光六种方式^[2]。无人机执行任务时周围一般多有电磁干扰,利用太阳能供能无人机受天气影响较大,如阴雨雾霾、昼夜交替等。激光能量密度

基金项目:煤燃烧国家重点实验室开放基金项目(No. FSKLCCA1607);梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室基金项目(No. 2015KJX07);产学研协同培养研究生实践创新能力机制研究项目(No. SDYJ201604)资助。

作者简介:袁建华(1978-),男,博士,主要从事光电子技术方面的研究。E-mail:504011894@qq.com

收稿日期:2021-06-17;**修订日期:**2021-08-05

高、传输功率大与太阳能相比,激光供能显然受天气因素影响小很多,更适用于无人机上光伏电池板能量的接收,由此关于无人机激光供能的相关概念被提出。目前许多研究人员都致力于研究改善无人机激光供能技术。文献[3]设计了一套给无人机充电的太阳能无线充电装置,并对装置的充电效率进行了测试,确定了无线充电装置的最优参数设定;文献[4]通过分析激光跟瞄系统的模型,对可能产生影响的误差因素进行了分析并进行了误差分配,为后续无人机激光无线充电提供了理论参考;文献[5]对无人机激光充电系统的构成及工作过程和原理进行了阐述,并对后续的研究进行了一定的方向指导;文献[6]针对无人机光伏接收器应满足的条件,并在其五个主要因素方面进行了分析,为无人机无线供能系统中光伏接收器的研究提供了前提。以上文献均是关于无人机无线充电系统的基础理论研究,但是关于激光供能无人机效率问题还鲜有研究,本文针对激光供能无人机时最大功率点追踪的问题,提出了一种改进的蝙蝠算法,以快速追踪最大功率,改善了追踪的快速性和稳定性。

2 激光无线供能系统构成

无人机激光无线供能系统由激光发射系统和激光接收系统构成。其中激光发射系统由电源、激光发射器、能量传输路径、跟踪瞄准装置等构成;激光接收系统由光伏电池板,储能装置等构成^[7]。系统工作原理为:跟踪瞄准装置确定无人机的空间位置并给激光发射器发射指令,激光发射器沿指定的能量传输路径发射激光,光伏电池板接收发射的激光并将光能转化为电能,一部分用于无人机的现时工作,一部分传送到储能装置中以供无人机的长时续航。

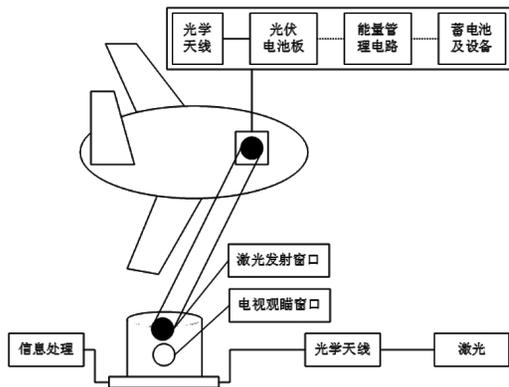


图1 激光无线供能系统框图

Fig. 1 Block diagram of laser wireless energy supply system

3 光伏阵列数学模型

光伏电池是将光能转化为电能的一种能量转化装置,其输出特性受温度和光照强度的影响^[8],多个光伏电池通过串并联组成光伏阵列,其数学模型如图2所示。

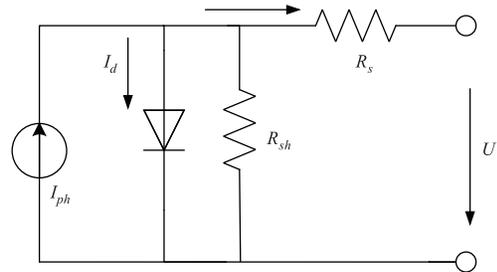


图2 光伏阵列单元等效电路

Fig. 2 Equivalent circuit of photovoltaic array unit

根据图2知光伏阵列的等效模型^[9]为:

$$I = I_{ph} - I_d \left(e^{\frac{q(U+TR_s)}{AKT}} - 1 \right) \quad (1)$$

式中, I 、 U 为光伏电池输出电流和电压; I_{ph} 为光伏电池光生电流,其值大小受光照强度影响; I_d 为光伏电池反向饱和电流,其值受温度影响; q 为电荷常数, $1.6 \times 10^{-19} \text{ C}$; A 为二极管理想系数,其值通常在 $1 \sim 2$ 变化; K 为玻尔兹曼常数, $1.38 \times 10^{-23} \text{ J / K}$; T 为热力学温度; R_s 为光伏阵列串联等效电阻。

单个光伏电池产生的电压无法满足无人机的需要,所以无人机上光伏电池板都是多个光伏电池串并联组成的,故光伏电池阵列输出特性方程为:

$$I = n_p I_{ph} - n_p I_d \left(e^{\frac{q(U+TR_s)}{AKTn_s}} - 1 \right) \quad (2)$$

式中, n_p 、 n_s 分别为光伏电池并联和串联的数目。

光伏阵列为非线性电源,并且光照强度对光伏电池板输出特性远大于温度对其的影响。在一定条件下其输出特性曲线随着电压的增大其输出功率先增大后减小,因此输出特性曲线峰值顶点即为最大输出功率。

当光伏电池板受外界环境影响出现局部阴影时, P - V 输出特性曲线更为复杂,其值取决于阴影部分与无阴影部分光照强度之差异^[9-10]。为模拟光伏阵列出现局部阴影的情况,本文采用单位光伏阵列不同光照强度的方法,分别为 1000 W/m^2 、 8000 W/m^2 、 600 W/m^2 ,此时其光伏阵列 P - V 输出特性曲线为图3,由图可知,当光伏阵列出现局部阴影时,其 P - V 输出特性曲线会出现多个局部最大值^[10-12]。在保证激光最大范围垂直入射到光伏电

面板上的情况下,光伏阵列的光电转化效率可以通过采用最大功率跟踪算法实现光电转化效率最大。

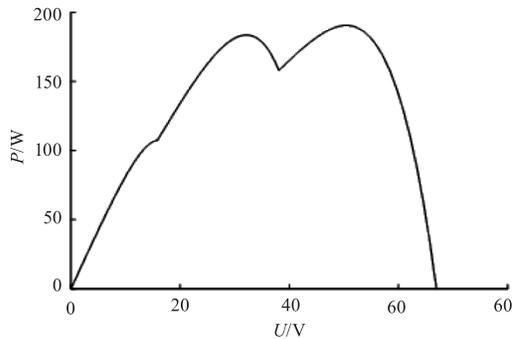


图3 局部阴影下光伏阵列的 P-V 特性
Fig. 3 P-V characteristics of P-V array under partial shadow

4 蝙蝠算法

蝙蝠算法参数简单,准确度高,收敛效果好,可并行处理等^[13]。其简要步骤如下:

1) 初始化蝙蝠群体,包括种群规模 M ,迭代次数 N ,目标函数 $f(X)$,蝙蝠位置 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$,蝙蝠的飞行速度 v_i ,脉冲频率 r_i ,声波频率 f_i 和声波响度 A_i ;

2) 找出此时种群中最佳蝙蝠个体所处位置 X_* ;

3) 对第 i 只蝙蝠的位置和速度进行更新;

4) 生成随机数 rand_1 ,判断 $\text{rand}_1 < r_i$,若条件满足,接受更新后的位置,否则进行第 5 步;

5) 如果在当前最佳解决方案中选择其中一种,新的解使用随机游走方式生成;

6) 生成随机数 rand_2 ,其中 $\text{rand}_2 \in [0, 1]$ 为满足随机分配的随机数,判断 $\text{rand}_2 < A_i$,如果满足条件,新位置替换原来位置,否则,位置不变;

7) 判断新位置是否优于当前最佳位置,如果不满足条件,则当前最佳位置不变,否则,新位置更换为最佳位置,并执行第 8 步;

8) 第 i 只蝙蝠声波响度 A_i^{t+1} 和脉冲频率 r_i^{t+1} 进行更新;

9) 判断是否满足终止迭代条件,如果满足优化搜索结束,否则执行第 2 步。

5 改进蝙蝠算法及其在激光供能无人机 MPPT 技术中的应用

传统蝙蝠算法易陷入局部最优,同时算法后期收敛速度不理想,针对蝙蝠算法存在的以上问题做

出如下改进。

5.1 基于反向学习策略的初始化阶段

蝙蝠算法早期采用随机方式进行种群初始化,具有很大的随机性,这使得算法在寻优过程中有陷入局部最优解的可能性。近年来提出反向学习的初始化很好应对了此问题,反向学习利用搜索反向解空间来扩大搜索范围能够有限避免早熟,提高了算法全局寻优的能力^[14]。

5.2 引入收缩因子的位置更新

蝙蝠算法下一次的速度、位置、频率由上一次的结果迭代产生,在算法后期全局最优解处于某一区域并不断迭代,存在过分迭代的现象,影响收敛速度。本文根据随机位置和最优位置进行搜索并不断更新^[15],降低局部过分迭代发生的概率。位置更新公式为:

$$x_i^t = \varepsilon \times (X_i^{t-1} + f_{2t} \times \text{rand} \times (\text{best} - X_i^{t-1}) + f_{1t} \times \text{rand} \times (\text{prand} - X_i^{t-1})) \quad (3)$$

$$\text{prand} = X_i^t \times \text{rand} \times 3 \quad (4)$$

式中, t 为迭代次数; ε 为收缩因子; f_{1t}, f_{2t} 为频率; best 为全局最优位置; prand 为蝙蝠个体随机位置; x_i^t 为第 t 次迭代第 i 只蝙蝠位置; f_{2t} 为个体学习部分; f_{1t} 为更新部分。

收缩因子 ε 的公式为:

$$\varepsilon = \frac{2}{|2 - \text{phi} - \sqrt{\text{phi}^2 - 4\text{phi}}|} \quad (5)$$

$$\text{phi} = 4 \times (f_{1t} + f_{2t}) \quad (6)$$

根据位置 x_i^t 的更新公式可知声波频率 f_i 对其存在影响,为提高算法的搜索能力本文提出自适应的计算方法,其公式为:

$$f_{1t} = 1 - e^{(-1 F_{\text{best}}(t) - F_{\text{ave}}(t)) \times \text{rand}} \quad (7)$$

$$f_{2t} = 1.1 - f_{1t} \quad (8)$$

$$F_{\text{ave}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_i(t)) \quad (9)$$

响度、脉冲频率计算公式为:

$$A_i^t = A_0 \times e^{-(\text{rand} \times t)} \quad (10)$$

$$r_i^t = r_0 \times \left(1 - \frac{A}{A_0}\right) \quad (11)$$

改进的蝙蝠算法在种群分布均匀性及追踪速度等方面有了明显,算法具体步骤如下:

1) 关于种群规模 M 、初始响度 A_0 、声波频率 f_{1t} 、 f_{2t} 、目标函数 $f(x)$ 等初始值的设定;

2) 基于反向学习进行种群的初始化,蝙蝠初始

位置为 x_0 ,搜索蝙蝠种群中最佳蝙蝠所处的位置 $best$,计算其适应度值 $F_{best(t)}$,同时计算蝙蝠种群平均适应度值 $F_{ave(t)}$;

3) 由式(3)~(9)计算新的蝙蝠位置 x_i^t ;

4) 生成随机数 $rand_1$,其中 $rand_1 \in [0,1]$ 为满足均匀分布的随机数,判断条件 $rand_1 > r_i^t$,若条件满足,蝙蝠个体以随机方式在最优解附近进行搜索,用新的最大功率点 X^* 代替当前最大功率点,否则忽略此步;

5) 生产随机数 $rand_2$,其中 $rand_2 \in [0,1]$ 为满足随机分配的随机数,判断 $rand_2 < A_i^t$,若条件满足,则接收新的最大功率点 X^* ,否则不进行操作;

6) 判断 $f(X^*) < F_{best}$,若条件满足则替换,同时根据式(10)、(11)更新声波响度 A_i^t 和脉冲频率 r_i^t ;

7) 计算所有蝙蝠适应度值并进行排列评估,最佳蝙蝠所处位置即最优解;

8) 判断是否满足终止迭代条件,如果满足条件则搜索结束,否则返回第3步。

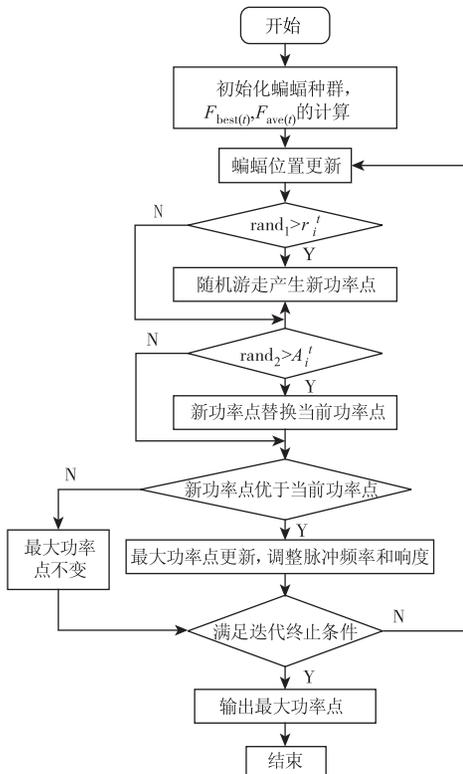


图4 改进蝙蝠算法流程图

Fig. 4 Flow chart of improved bat algorithm

6 仿真及分析

在 Matlab/Simulink 中进行仿真验证本文所提算法的有效性,以蝙蝠算法与本文改进蝙蝠算法对

最大功率跟踪时间 t 及目标函数 $P = UI$ 进行对比,使用 Boost 升压电路,光伏阵列处于温度 $T = 25 \text{ }^\circ\text{C}$ 、光照强度 $E = 1000 \text{ W/m}^2$ 、开路电压 $U_{oc} = 22 \text{ V}$ 、短路电流 $I_{sc} = 7.6 \text{ A}$,仿真模型如图5所示^[8]。

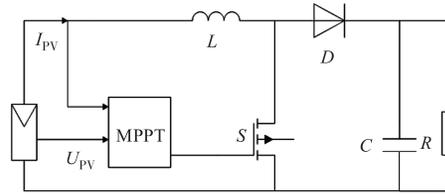


图5 基于 Boost 电路的 MPPT 控制系统框图

Fig. 5 MPPT control system frame based on boost circuit

算法参数的设置对收敛速度及全局搜索能力有较显著影响。种群规模较大时,算法以较大可能性搜索全局最优解,种群规模较小时,算法在短时间很难收敛到全局最优解;在算法迭代前期, f_{1t} 比 f_{2t} 大,倾向于追新部分学习,同时脉冲响度 A 值一般较大,此设置提高了算法全局搜索能力;在算法后期局部搜索时, f_{2t} 比 f_{1t} 大,倾向于选择已有的最优解,脉冲响度 A 值一般较小,共同保证了算法局部搜索能力。基于以上参数特性为提高算法收敛的速度性和稳定性并进行多次实验确定算法初始值如下: $M = 170, A_0 = 1, f_{10} = 80, f_{20} = 30, P_0 = 0$ 。

改进蝙蝠算法满足以下两者其一则迭代终止:第一,算法总迭代次数达到最大迭代次数,本算法设定最大迭代次数 $N = 100$;第二,连续无效迭代次数达到总迭代次数的 $1/3$,当多次无效迭代时说明收敛速度很慢或目标丢失,则迭代终止。

6.1 光照均匀下最大功率跟踪

当光伏阵列处于温度 $T = 25 \text{ }^\circ\text{C}$ 、光照强度 $E = 1000 \text{ W/m}^2$ 时,此时光伏阵列有一个极大值点,图6和图7分别为采用蝙蝠算法和改进蝙蝠算法进行最大功率跟踪,由图可知,采用蝙蝠算法追踪到最大功率点所用时间 $t = 0.22 \text{ s}$,最大功率 $P = 172.5 \text{ W}$;改进蝙蝠算法追踪到最大功率点所用时间 $t = 0.15 \text{ s}$,最大功率 $P = 173.6 \text{ W}$ 。改进后的蝙蝠算法追踪到最大功率点时间缩短且功率波动较小,系统振荡幅度降低。

6.2 局部阴影下最大功率跟踪

当温度 $T = 25 \text{ }^\circ\text{C}$ 、光伏阵列平均划分三个区域分别处于光照强度 $E = 1000 \text{ W/m}^2, 500 \text{ W/m}^2, 300 \text{ W/m}^2$ 时,采用蝙蝠算法和改进蝙蝠算法进行最大功率跟踪,由图8和图9可知在局部阴影情况下,

蝙蝠算法追踪到最大功率点所用时间 $t = 0.23$ s, 最大功率 $P = 104.2$ W; 改进蝙蝠算法追踪到最大功率点所用时间 $t = 0.13$ s, 最大功率 $P = 105.7$ W, 改进的蝙蝠算法在快速性和稳定性有了明显改善。

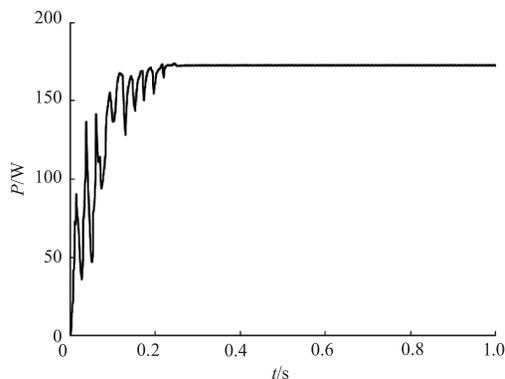


图6 光照均匀下蝙蝠算法仿真结果

Fig. 6 Simulation results of bat algorithm under uniform illumination

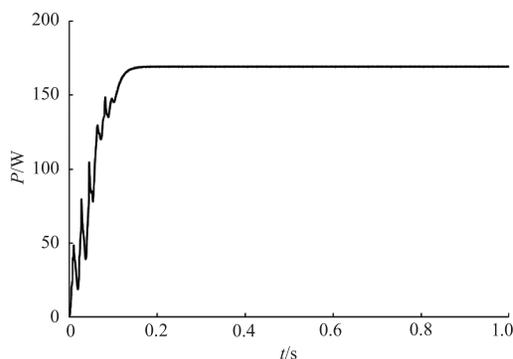


图7 光照均匀下改进蝙蝠算法仿真结果

Fig. 7 Simulation results of improved bat algorithm under uniform illumination

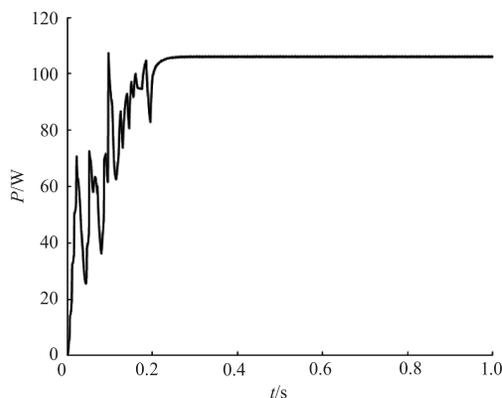


图8 局部阴影下蝙蝠算法仿真结果

Fig. 8 Simulation results of bat algorithm in partial shadow

6.3 外界环境动态变化情况下最大功率追踪

针对外界环境出现变化的情况, 本文设定当 $t = 0$ s 时, 光照强度 $E = [600, 600, 600]$ W/m²; $t = 0.5$ s 时, 光照强度 $E = [300, 300, 300]$ W/m², 采用蝙蝠算法与改进蝙蝠算法的进行对比仿真。由图 10 和图 11 可知蝙蝠算法在外界环境变化时追踪到首次最

大功率点所用时间 $t = 0.26$ s, 最大功率点 $P = 90.3$ W, $t = 0.5$ s 时光照变化, $t = 0.77$ s 时再次追踪到最大功率点, $P = 39.8$ W; 改进蝙蝠算法在外界环境变化时追踪到首次最大功率点所用时间 $t = 0.15$ s, 最大功率点 $P = 90.8$ W, $t = 0.5$ s 时光照变化, $t = 0.63$ 时再次追踪到最大功率点 $P = 41.2$ W。

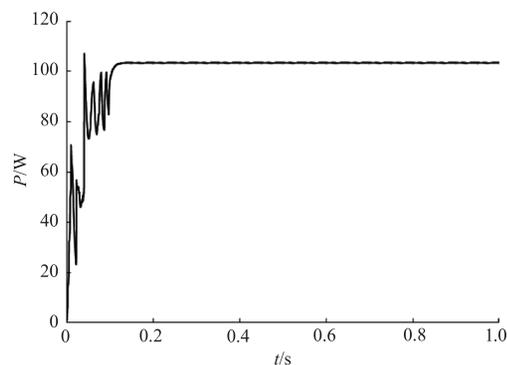


图9 局部阴影下改进蝙蝠算法仿真结果

Fig. 9 Simulation results of improved bat algorithm under local shadow

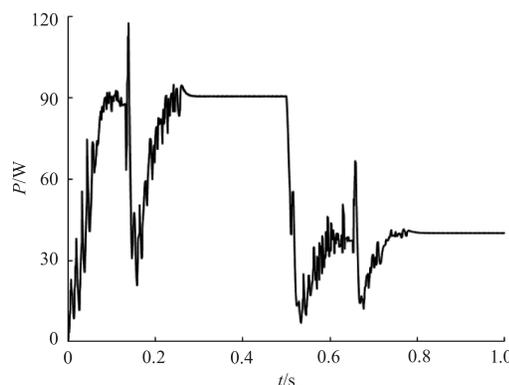


图10 环境动态变化时蝙蝠算法仿真结果

Fig. 10 Simulation results of bat algorithm under dynamic environment change

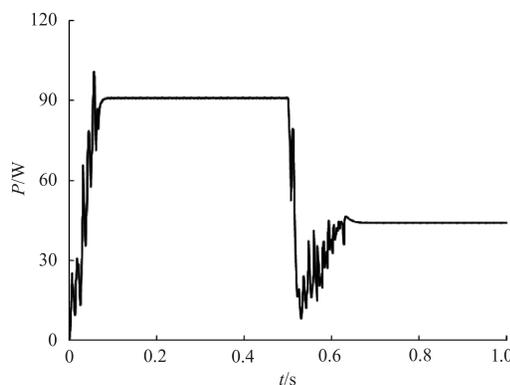


图11 环境动态变化时改进蝙蝠算法仿真结果

Fig. 11 Simulation results of improved bat algorithm under dynamic environment change

7 结论

本文针对激光供能无人机过程中传统算法收敛

速度慢、易陷入局部最优等问题,提出了改进的蝙蝠算法,通过在蝙蝠算法中引入反向学习及收缩因子进行位置更新,优化种群并加快收敛速度。最后通过仿真结果证明改进蝙蝠算法光伏电池板局部遮荫和外界环境动态变化情况下跟踪速度更快、振幅更小,为不同环境下激光供能无人机的效率提供了保障。

参考文献:

- [1] Liu Fang, Sun Yanan, Wang Hongjuan, et al. Adaptive UAV target tracking algorithm based on residual learning [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(10): 1874 - 1882. (in Chinese)
刘芳,孙亚楠,王洪娟,等.基于残差学习的自适应无人机目标跟踪算法[J].北京航空航天大学学报,2020,46(10):1874 - 1882.
- [2] Li Wei, Wu Lingyuan, Wang Weiping. Progress in laser wireless power transmission [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2018, 55(2): 79 - 88. (in Chinese)
李巍,吴凌远,王伟平.激光无线能量传输研究进展[J].激光与光电子学进展,2018,55(2):79 - 88.
- [3] Ma Haixia, Lin Yuyuan, Liang Hengsheng, et al. Design of solar wireless charging device for UAV [J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(2): 146 - 149, 154. (in Chinese)
马海霞,林于原,梁恒胜,等.无人机太阳能无线充电装置设计[J].电子设计工程,2021,29(2):146 - 149, 154.
- [4] Ying Jiaju, Chen Yudan, Wu Dongsheng, et al. Aiming accuracy analysis of UAV laser charging and tracking [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2018, 39(4): 569 - 574. (in Chinese)
应家驹,陈玉丹,武东生,等.无人机激光充电跟踪瞄准精度分析[J].半导体光电,2018,39(4):569 - 574.
- [5] Li Xiuqian. Research on laser charging technology of UAV [J]. Laser Journal, 2013, 34(4): 18 - 19. (in Chinese)
李修乾.无人机激光充电技术研究[J].激光杂志,2013,34(4):18 - 19.
- [6] Liu Xiaoguang, Hua Wenshen, Yang Jia, et al. Design principles of photovoltaic receiver for laser powered UAV [J]. Laser & Infrared, 2015, 45(10): 1189 - 1193. (in Chinese)
刘晓光,华文深,杨佳,等.激光供能无人机光伏接收器设计原则[J].激光与红外,2015,45(10):1189 - 1193.
- [7] Li Zhipeng, Zhang Yange, Ai Yong, et al. Laser tracking and wireless power supply system for UAV [J]. Laser Technology, 2018, 42(3): 306 - 310. (in Chinese)
李志鹏,张燕革,艾勇,等.无人机激光跟踪与无线供电系统[J].激光技术,2018,42(3):306 - 310.
- [8] Liu Chang. Research on multi peak MPPT based on improved bat algorithm in partial shadow of photovoltaic array [D]. Baoding: Hebei University, 2020. (in Chinese)
刘畅.基于改进蝙蝠算法在光伏阵列局部阴影下多峰 MPPT 研究[D].保定:河北大学,2020.
- [9] Zhang Yongge, Shi Jiying, Zhang Wen, et al. Simulation research on improved PSO algorithm for MPPT control of photovoltaic system under complex shading conditions [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2014, 34(S1): 39 - 46. (in Chinese)
张永革,石季英,张文,等.复杂遮阴条件下光伏系统 MPPT 控制改进 PSO 算法仿真研究[J].中国电机工程学报,2014,34(S1):39 - 46.
- [10] Xu Kai, Wang Xiangping. Intelligent integrated control for maximum power point tracking of photovoltaic power generation [J]. Acta Solar Energy Sinica, 2018, 39(2): 536 - 543. (in Chinese)
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.
- [11] Song Pinggang, Yang Shengdi. Maximum power point tracking strategy for photovoltaic array with multi peak characteristics [J]. Acta Solar Energy Sinica, 2020, 41(10): 144 - 150. (in Chinese)
宋平岗,杨声弟.光伏阵列多峰特性情况下的最大功率点跟踪策略[J].太阳能学报,2020,41(10):144 - 150.
- [12] Zhu Qing, Zhang Xing, Li Shanshou, et al. Research and test of a dynamic multi peak maximum power point tracking algorithm based on power closed loop [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2016, 36(5): 1218 - 1227. (in Chinese)
祝青,张兴,李善寿,等.一种基于功率闭环的动态多峰值最大功率点跟踪算法研究与测试[J].中国电机工程学报,2016,36(5):1218 - 1227.
- [13] Lu Shilei, Huang Yonglin, Chen Haiqiang, et al. Improved bat algorithm based on adaptive step size [J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 557 - 564. (in Chinese)
吕石磊,黄永霖,陈海强,等.基于自适应步长的改进蝙蝠算法[J].控制与决策,2018,33(3):557 - 564.
- [14] Wang Shenwen, Ding Lixin, Xie Datong, et al. Group search optimization algorithm using reverse learning strategy [J]. Computer Science, 2012, 39(9): 183 - 187. (in Chinese)
汪慎文,丁立新,谢大同,等.应用反向学习策略的群搜索优化算法[J].计算机学,2012,39(9):183 - 187.
- [15] Zhou Sheng. Improved bat algorithm based on chaotic mapping and contraction factor [J]. Science And Technology Innovation, 2020, (23): 1 - 3. (in Chinese)
周晟.基于混沌映射和收缩因子的改进蝙蝠算法[J].科学技术创新,2020,(23):1 - 3.