

面向光伏 MPPT 控制策略的改进果蝇算法



付子义¹ 程冰¹ 邵路路²

1 河南理工大学电气工程及其自动化学院 河南焦作 454000

2 电子科技大学电子科学与工程学院 成都 610000

(fuzzy@hpu.edu.cn)

摘要 局部遮光会降低光伏发电系统的效率。在局部遮光条件下,光伏系统的输出功率特性曲线会产生多个峰值,传统的最大功率跟踪方法不具有全局搜索的能力,其在进行多峰值最大功率跟踪时会失效。果蝇算法(Fruit Fly Optimization Algorithm,FOA)具有全局寻优能力,但是在求解过程中存在收敛速度慢、收敛精度低及容易收敛于局部最优值的问题。文中对果蝇算法进行改进,提出结合自适应 Lévy 飞行步长的 Lévy-FOA 算法,该算法充分利用 Lévy 飞行不均匀随机游走的特性,引入自适应步长调整因子,改进了原有算法的位置更新方式,提高了算法的收敛速度以及收敛精度,避免了算法陷入局部极值。文中利用 3 个标准函数对自适应 Lévy-FOA 算法的收敛性进行分析,并与普通 FOA 算法、自适应改进学习因子粒子群算法(Adaptive Particle Swarm Optimization,APSO)进行对比。结果表明,与 FOA 算法和 APSO 算法相比,自适应 Lévy-FOA 算法的平均跟踪时间有较大幅度的减少,平均收敛精度提高了 4 个数量级。最后,将自适应 Lévy-FOA 算法应用于光伏最大功率跟踪中。仿真结果显示,在不同的光照条件下,自适应 Lévy-FOA 算法能够经过较少的迭代实现最大功率跟踪,并且在第一次迭代后就能达到最大功率的 90% 以上,与其他算法的跟踪效果对比,自适应 Lévy-FOA 算法具有较短的跟踪时间和较高的跟踪精度,实际寻优能力优越,能够提高光伏系统的输出效率。

关键词 光伏发电;Lévy 飞行;果蝇算法;最大功率点跟踪;自适应

中图分类号 TP301.6

Improved Fruit Fly Algorithm for Photovoltaic MPPT Control Strategy

FU Zi-yi¹, CHENG Bing¹ and SHAO Lu-lu²

1 School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China

2 School of Electronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610000, China

Abstract Local shading will reduce the efficiency of photovoltaic power generation system. Under local shading conditions, the output power characteristic curve of photovoltaic system will produce multiple peaks. The traditional maximum power tracking method does not have the ability of global search, and will fail in multi-peak maximum power tracking. Fruit fly optimization algorithm (FOA) has the ability of global optimization, but in the solution process, there are some problems such as slow convergence speed, low convergence accuracy and easy convergence to local optimum. This paper improves fruit fly algorithm, and proposes a Lévy-FOA algorithm combined with adaptive Lévy flight step size. This algorithm makes full use of the characteristics of Lévy flight non-uniform random walk and introduces adaptive step adjustment factor. It improves the position updating method of the original algorithm, improves the convergence speed and accuracy of the algorithm, and avoids the algorithm falling into local extremum. In this paper, three standard functions are used to analyze the convergence of adaptive Lévy-FOA algorithm, and the results are compared with those of conventional FOA algorithm and adaptive improved learning factor particle swarm optimization (APSO). The comparison results show that compared with FOA algorithm and APSO algorithm, the average tracking time of adaptive Lévy-FOA algorithm is significantly reduced, and the average convergence accuracy is improved by four orders of magnitude. Finally, the adaptive Lévy-FOA algorithm is applied to the maximum power tracking of photovoltaic system. The simulation results show that under different illumination conditions, the adaptive Lévy-FOA algorithm can achieve maximum power tracking with fewer iterations, and can achieve more than 90% of the maximum power after the first iteration. Compared with other algorithms, the adaptive Lévy-FOA algorithm has shorter tracking time and higher tracking accuracy, and has superior practical optimization ability, which can improve the output efficiency of photovoltaic system.

Keywords Photovoltaic power generation, Lévy Flight, Fruit Fly Algorithm, MPPT, Adaptive

收稿日期:2019-04-16 返修日期:2019-07-08 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:河南省科技攻关计划项目(112102210004)

This work was supported by the Key Scientific and Technological Project of Henan Province (112102210004).

通信作者:程冰(1653661330@qq.com)

在光伏发电过程中,如何提高发电利用率以降低成本,是目前光伏发电产业化的重点^[1]。最大功率跟踪是通过实时检测电路输出的电压和电流值,计算出光伏电池的输出功率,并对其最大功率点进行跟踪。对光伏系统最大功率跟踪控制(Maximum Power Point Tracking, MPPT)算法的研究是提高光伏系统的转换效率及节约成本的有效途径^[2]。

目前,主流的 MPPT 算法主要分为传统 MPPT 控制方法和智能 MPPT 控制方法。传统 MPPT 方法有电导增量法和扰动观察法。电导增量法电压摆动幅度小,但对电压增量的选取存在难度,并且对传感器精度和相关部件的要求也会加大成本;而扰动观察法实现难度低,应用广泛,但是存在跟踪速度慢、在最大功率处存在震荡的问题^[3]。针对传统控制方法的不足问题,国内外学者提出对智能算法进行优化来解决光伏阵列的寻优问题。文献[4]提出改进的 PSO 算法用于光伏阵列 MPPT 跟踪,通过动态调整惯性权重和学习因子,提高了 PSO 算法的收敛速度和收敛精度。改进的 PSO 算法能够跟踪到光伏最大功率点,但是在算法寻优初期存在较大的震荡。文献[5-6]提出基于布谷鸟搜索的 MPPT 方法,该方法具有较好的收敛性,能够实现部分阴影下的光伏阵列最大功率点的跟踪,但是该方法对硬件有一定的要求。文献[7]将杂食人工鱼群算法应用于光伏 MPPT 控制中,通过对人工鱼群算法的结构、参数选取的改进,实现了全局快速寻优,能快速稳定地搜索到光伏最大功率点,但是该方法对参数的设置较多。文献[8]提出了 IFOA 算法,并将其应用于光伏 MPPT 控制系统中,采用果蝇优化算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,提高了系统的收敛速度和收敛精度,在外界条件突变时,也能够快速跟踪到最大功率点,但是该算法设计复杂。

果蝇优化算法是通过观察果蝇觅食行为而提出的智能算法,具有全局优化能力且具有两种特点:1)是基于气味搜索,能够根据气味对食物源进行定位,并且向该食物源靠近;2)基于视觉搜索,能够通过敏锐的视觉锁定食物源^[9-10]。与其他智能算法相比,该方法有参数设置少且容易调节、程序设计难度低、运算速度快及寻优精度高等优点^[11]。FOA 算法运用于环境和参数变化频繁的光伏发电系统时具有较好的适应性。但是,FOA 和其他算法一样,在处理高维多极值问题时会陷入局部最优值的情况,并且收敛情况不稳定,而且固定的步长也限制了算法的搜索能力,这些因素将对算法的性能产生较大的影响^[12]。因此,有必要对 FOA 算法进行改进。

本文在普通 FOA 算法的基础上,提出将自适应动态 Lévy 飞行步长引入果蝇算法,使 Lévy-FOA 算法有更快的搜索速度及更高的收敛精度。将自适应 Lévy-FOA 算法应用到光伏电池 MPPT,在均匀光照下以及外界条件发生突变产生局部阴影时,该算法都能迅速、准确地跟踪到最大功率点,保证整个光伏 MPPT 系统具有较好的动态特性以及稳态精度。

1 改进的果蝇优化算法优化过程

法国数学家 Paul Lévy 最先提出了 Lévy 飞行的数学模型。通过研究可知,自然界中许多生物如蚂蚁、果蝇,在觅食的过程中具有 Lévy 飞行的特征^[13]。Lévy 飞行搜索方法在搜索的过程中会产生较大的跳跃,其搜索方向也会发生较大的变化,它属于一种随机游走过程,行走的步长满足重尾分布^[14],Lévy 飞行的这些特性可以使算法跳出局部最优解。

在高维复杂空间中,Lévy 飞行搜索方法能够扩大搜索范围抑制早熟,避免局部收敛,提高算法的全局搜索性。在 Lévy 飞行策略中,步长 α 的取值一般是常数,因此算法在搜索过程中存在搜索精度低、收敛速度慢的缺点。本文提出采用动态步长 α_i 来代替 α ,因为在算法寻优初期,位置的更新方式变化大,所以需要进行较大步长的寻优;在算法寻优后期,由于对寻优精度的要求增大,此时要求步长为一个较小值。在寻优过程中,整个步长呈现逐渐递减的趋势。所以,可以通过对动态步长的调整来改善收敛速度。

改进的果蝇算法原理如下。

(1)对果蝇群体位置进行初始化,设定果蝇个体的位置矢量为 (X_axis, Y_axis) 。

(2)设定搜索方向为随机函数 $rand()$,则随机搜索坐标 X_i 和 Y_i 可通过下式获得:

$$\begin{cases} X_i = InitX_axis + rand() \\ Y_i = InitY_axis + rand() \end{cases} \quad (1)$$

(3)由于食物处于一个不确定的位置,因此需要先估计其与原点的距离,估计值为 D_i ,味道浓度判定值为 S_i ,其计算公式如下:

$$D_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (2)$$

$$S_i = \frac{1}{D_i} \quad (3)$$

(4)将 S_i 值代入浓度判定函数,获得当前果蝇个体所在位置的味道浓度值:

$$Smell(i) = Function(S_i) \quad (4)$$

(5)将所有果蝇的味道浓度值进行比较,获得具有最优值的果蝇个体:

$$[bestSmell \ bestIndex] = \max(Smell(i)) \quad (5)$$

(6)将具有最佳味道浓度值 $bestSmell$ 的果蝇位置信息 X 和 Y 进行保存,此时,果蝇群体对目标进行定位,然后通过视觉器官飞到目标位置:

$$Smellbest = bestSmell \quad (6)$$

$$X_axis = X(bestIndex) \quad (7)$$

$$Y_axis = Y(bestIndex) \quad (8)$$

(7)引入 Lévy 飞行轨迹及步长的自适应调整,则第 i 个果蝇位置更新公式为:

$$X_axis_i = X_axis + \alpha \oplus levy(\lambda) \quad (9)$$

其中, α 为步长控制参数,当其取固定的数值时,将造成寻优能力差、寻优精度不高的问题。因此,本文引入动态递减因子 $\exp\left(\left(-\left|1 - \frac{g}{maxgen}\right|\right)\right)$,则步长公式可以改为:

$$\alpha = \alpha_1 \times \exp\left(\left(-\left|1 - \frac{g}{maxgen}\right|\right)\right) \quad (10)$$

将式(10)代入式(9)可得:

$$X_axis_i = X_axis + \alpha_1 * \exp\left(\left(-\left|1 - \frac{g}{maxgen}\right|\right)\right) \oplus levy(\lambda) \quad (11)$$

$$Y_axis_i = Y_axis + \alpha_1 * \exp\left(\left(-\left|1 - \frac{g}{maxgen}\right|\right)\right) \oplus levy(\lambda) \quad (12)$$

其中, X_axis_i 和 Y_axis_i 表示更新后的果蝇位置坐标; \oplus 代表点乘运算; g 代表迭代次数; $maxgen$ 代表最大迭代次数;

$levy(\lambda) \sim \frac{\varphi * u}{|v|^{1/2}}$, $levy(\lambda)$ 是随机步长,它服从 Lévy 分布,鉴于

Lévy 分布较为复杂, 一般用 Mantegna 算法来模拟, 其中 Lévy(λ) 和 φ 的表达式为:

$$levy(\lambda) \sim \frac{\varphi * u}{|v|^{1/2}}, \varphi = \left[\frac{\Gamma(1+\lambda) * \sin(\pi * \lambda/2)}{\Gamma[(1+\lambda)/2] * \lambda * 2^{(\lambda-1)/2}} \right]^{1/\lambda}$$

其中, u 和 v 为标准正态分布, $\lambda \in [1, 3]$ 。

(8)按照式(13)估计新位置 X_axis_i 和 Y_axis_i 与原点的距离 D_i' , 再按式(12)计算更新后的位置浓度判定值:

$$D_i' = \sqrt{(X_axis_i^2 + Y_axis_i^2)} \quad (13)$$

$$S_i' > 1/D_i' \quad (14)$$

(9)通过式(14)和味道浓度判定函数, 可知新位置下的味道浓度为:

$$Smell_i' = Fuction/S_i' \quad (15)$$

(10)如果 $Smell_i' > Smellbest$, 则:

$$Smellbest = Smell_i' \quad (16)$$

(11)开始迭代寻优的过程, 重复步骤(2)–(10), 当得到目标最优值或达到预先设定的最大迭代次数时, 程序终止。

2 自适应 Lévy-FOA 算法的收敛性分析

算法的性能需要根据其收敛性来评判, 在果蝇的觅食行为中加入自适应动态 Lévy 飞行步长, 将会使算法跳出局部最优值, 提高局部寻优能力及收敛速度。为验证自适应 Lévy-FOA 算法的收敛性能, 选用 3 个有代表性的标准测试函数, 其中, Sphere 函数是单峰值函数, Rastrigin 和 Schaffer 函数为多峰值函数^[15-16], 用来检验算法的全局搜索能力。表 1 列出了 3 个函数、搜索区间以及函数的理论最优值。维度越高, 变量搜索范围越大, 对目标函数的收敛精度要求越高, 搜索到最

优解的难度就越大, 对优化算法的性能要求也越高。本文将 3 种测试函数的维度设置为 10, 将最大迭代次数设置为 100, 每个函数都独立进行 20 次, 取其平均值作为输出结果。

表 1 标准测试函数

Table 1 Standard test functions

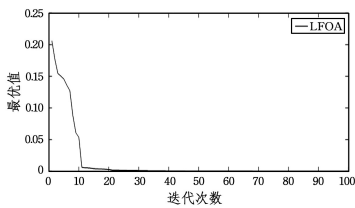
| 函数名称 | 函数表达式 | 变量范围 | 最优值 |
|-----------|--|-------------|-----|
| Sphere | $f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$ | $[-30, 30]$ | 0 |
| Rastrigin | $f_2 = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$ | $[-30, 30]$ | 0 |
| Schaffer | $f_3 = \frac{\sin^2(\sum_{i=1}^D x_i^2) - 0.5}{(1 + 0.001(\sum_{i=1}^D x_i^2))} + 0.5$ | $[-30, 30]$ | 0 |

自适应 Lévy-FOA 算法在 100 次迭代后, 3 个测试函数都能够达到最优值或者是理论上允许的最优值。表 2 为 20 次独立实验的函数测试结果, 可知自适应 Lévy-FOA 算法能够实现对 3 种函数最小值的准确跟踪。表 2 还表明自适应 Lévy-FOA 算法可以收敛到全局最优值。图 1 给出了 3 个测试函数适应度迭代寻优曲线。可以观察到, 自适应 Lévy-FOA 算法在 13 次迭代后基本寻找到了 3 种测试函数的最优值, 表明所提算法具有较好的收敛性。

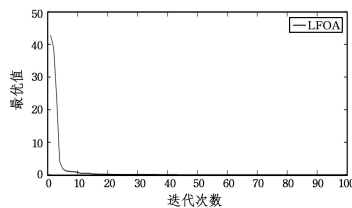
表 2 3 种函数在自适应 Lévy-FOA 算法上的结果

Table 2 Results of three functions in adaptive Lévy-FOA algorithm

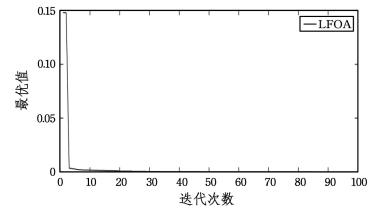
| 函数 | 最优值 | 最差值 | 平均值 |
|-----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Sphere | 2.95×10^{-5} | 1.10×10^{-4} | 6.02×10^{-5} |
| Rastrigin | 5.50×10^{-4} | 0.0181 | 0.0119 |
| Schaffer | 7.00×10^{-6} | 7.00×10^{-5} | 4.59×10^{-5} |



(a) Sphere 函数



(b) Rastrigin 函数



(c) Schaffer 函数

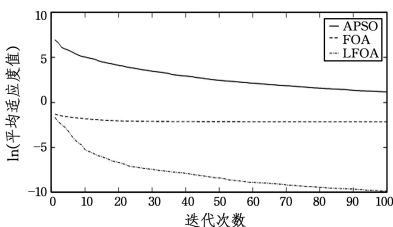
图 1 3 种函数的收敛曲线

Fig. 1 Convergence curve of three functions

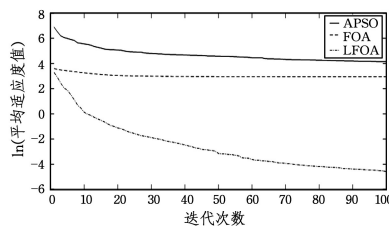
3 算法对比

PSO 算法是目前应用较广泛的一种方法, 它基于鸟群的捕食行为。鉴于其良好的寻优能力, 本文选用文献[17]的自适应学习因子 PSO 算法 (APSO) 作为对比算法。为比较算法的收敛速度和收敛精度, 本文固定迭代次数, 设

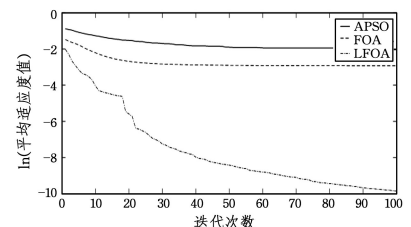
置 3 种算法的种群规模均为 30, 最大迭代次数为 100, 选取 3 个测试函数进行测试。每组参数进行 20 次独立寻优, 10 维下 3 种方法对函数最优值的跟踪效果如图 2 所示, 其中纵坐标为实验平均适应度值 (取自然对数), 横坐标代表迭代次数。表 3 为 3 种算法 20 次独立实验的结果。



(a) Sphere 函数



(b) Rastrigin 函数



(c) Schaffer 函数

图 2 10 维下 3 种函数的平均适应度值变化曲线

Fig. 2 Average fitness change curve of three functions under 10-dimensional

表 3 3 种算法结果对比

Table 3 Comparison results of three algorithms

| 函数 | 算法 | 最优值 | 最差值 | 平均值 |
|-----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Sphere | Lévy-FOA | 2.04×10^{-6} | 5.21×10^{-5} | 2.56×10^{-5} |
| | FOA | 6.03×10^{-4} | 0.5399 | 0.1701 |
| | APSO | 0.0634 | 14.3182 | 4.0041 |
| Rastrigin | Lévy-FOA | 5.52×10^{-4} | 0.0096 | 0.0045 |
| | FOA | 0.1123 | 46.9861 | 19.0978 |
| | APSO | 20.4976 | 117.5604 | 63.2433 |
| Schaffer | Lévy-FOA | 1.25×10^{-5} | 5.16×10^{-5} | 2.52×10^{-5} |
| | FOA | 6.13×10^{-4} | 0.2984 | 0.0531 |
| | APSO | 0.0372 | 0.2727 | 0.1305 |

将本文所提算法与普通果蝇算法以及文献[17]中的 APSO 算法进行对比,可以看出,所提算法对 3 个函数的寻优能力都远远高于 FOA 与 APSO 算法;对于寻优较为困难的 Rastrigin 函数,自适应 Lévy-FOA 算法的最优值高出 FOA 与 APSO 算法接近 4 个数量级,在进行 Sphere 函数单峰值寻优时,自适应 Lévy-FOA 算法优势也很明显。因此,自适应 Lévy-FOA 算法具有更高的收敛精度。

4 自适应 Lévy-FOA 算法在光伏 MPPT 中的应用

对光伏进行 MPPT 跟踪的核心思想是将 MPPT 过程看作求解函数最大值的最优化问题。光伏电池是光伏阵列的核心部件,将自适应 Lévy-FOA 算法应用于光伏最大功率点跟踪,首先要对光伏电池等效电路(见图 3)进行分析[18]。

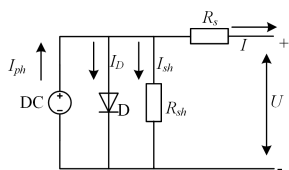


图 3 光伏电池等效电路

Fig. 3 Photovoltaic cell equivalent circuit

光伏电池的输出电流和电压关系可用式(17)表示:

$$I = I_{ph} - I_d \left[e^{\frac{q(U+IR_s)}{AKT}} - 1 \right] - \frac{U+IR_s}{R_{sh}} \quad (17)$$

其中, I 为光伏电池输出电流; I_{ph} 为光生电流; I_d 为二极管漏电流; I_{sh} 为旁漏电阻 R_{sh} 上的电流; K 为玻尔兹曼常数; T 为光伏电池绝对温度; R_s 为光伏电池串联等效电阻; R_{sh} 为旁漏电阻。

在理想情况下的工程模型中,当 $R_s < 0.5 \Omega$ 时,可以认为电阻为 0;当 $R_{sh} > 1 \text{ k}\Omega$ 时,认为电阻无穷大。所以式(17)可以简化为式(18):

$$I = I_{sc} \left\{ 1 - C_1 \left[\exp\left(\frac{U}{C_2 U_{oc}}\right) - 1 \right] \right\} \quad (18)$$

其中, C_1, C_2 可由下式求得:

$$\begin{cases} C_1 = \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}}\right) \exp\left(-\frac{U_m}{C_2 U_{oc}}\right) \\ C_2 = \left(\frac{U_m}{U_{oc}} - 1\right) \left[\ln\left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}}\right)\right]^{-1} \end{cases} \quad (19)$$

在外界环境发生变化的情况下,模型的修正方程如式(20)所示。其中, I_s 和 U_{oc} 分别表示短路电流和开路电压; S_{ref} 和 T_{ref} 分别表示标况下的参考光照强度(1000 W/m^2)和参考温度(25°C);系数 a, b, c 均设置为常数,分别为 0.0025, 0.5, 0.00288。

$$\begin{cases} \Delta S = S - S_{ref}, \Delta T = T - T_{ref} \\ I_{sc} = I_{sref} \frac{S}{S_{ref}} (1 + a\Delta T) \\ U_{oc} = U_{oref} \ln(e + b\Delta S) (1 - c\Delta T) \\ I_m = I_{mref} \frac{S}{S_{ref}} (1 + a\Delta T) \\ U_m = U_{mref} \ln(e + b\Delta S) (1 - c\Delta T) \end{cases} \quad (20)$$

如果所有的光伏模块接收同样的光照强度,那么光伏模块输出的功率之和即为光伏模块输出的最大功率,其输出 P-U 曲线仅有一个峰值。在光伏发电中,需要将多个光伏电池进行串、并联连接,达到光伏阵列的形式,才能够得到足够的电压和功率。但在实际情况中,周边环境发生变化后,光伏阵列接收到不同的光照条件,导致光伏阵列输出功率不均衡,其输出 P-U 曲线存在多个极值点,而传统的算法在对光伏阵列多峰值寻优时容易陷入局部极值点,使得光伏阵列的 MPPT 算法无法跟踪到全局最大功率点[19-20]。

为了验证自适应 Lévy-FOA 算法的实际可行性,本文提出将自适应 Lévy-FOA 算法应用到光伏系统的最大功率点跟踪控制中。果蝇算法具有较大的寻优范围,可以随机产生果蝇的初始位置,通过一定数目的果蝇来完成对不同光伏阵列在多种光照条件下的最大功率点跟踪。设定 n 个果蝇,那么可以随机生成 n 个光伏阵列总电压 U_1, U_2, \dots, U_n , 果蝇的个体数量范围在 $[0, U_{oc}]$ 之间,初始化为 $InitU_axis$ 和 $InitP_axis$;输入参数是外界的光照强度变化量 ΔS 、温度变化量 ΔT ;输出参数为光伏阵列的最优值 $Smellbest$ 、最优位置 U_{best} ; M 是群体的规模,最大迭代次数用 $maxgen$ 来表示。假设粒子 i 的搜索方向由随机函数 $rand()$ 来决定,该函数能随机生成范围在 $(0, 1)$ 的步长,则可得到 i 的随机搜索坐标。基于以上分析,改进 Lévy-FOA 算法的流程如图 4 所示。

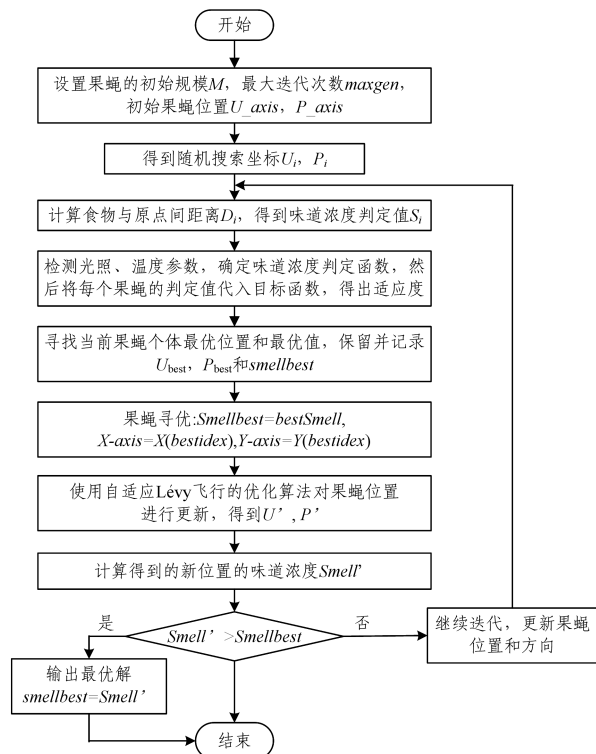


图 4 自适应 Lévy-FOA 算法应用于光伏 MPPT 的流程

Fig. 4 Flow chart of adaptive Lévy-FOA algorithm applied in photovoltaic MPPT

5 仿真结果分析

在 MATLAB/Simulink 中搭建光伏发电系统 MPPT 仿真模型, 电池参数见表 4, 光照条件见表 5。在验证自适应 Lévy-FOA 算法在光伏阵列中的最大功率点跟踪速度及跟踪精度时, 选用 FOA 算法以及文献[17]的 APSO 算法进行对比。

表 4 光伏电池参数

Table 4 Photovoltaic cell parameters

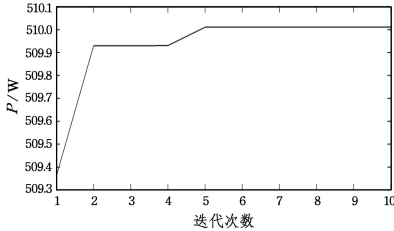
| 参数 | 数值 |
|-----------------|------|
| 短路电流 I_{sc}/A | 7.95 |
| 开路电压 U_{oc}/V | 34.2 |
| 最大功率点电压 U_m/V | 20 |
| 最大功率点电流 I_m/A | 9.2 |

表 5 光照条件设定

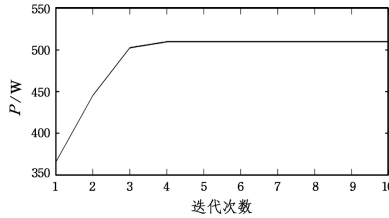
Table 5 Illumination condition setting

| 分类 | 光照强度 (W/m^2) | | |
|------|------------------|------|------|
| | PV1 | PV2 | PV3 |
| 均匀光照 | 1000 | 1000 | 1000 |
| 局部遮挡 | 600 | 800 | 1000 |

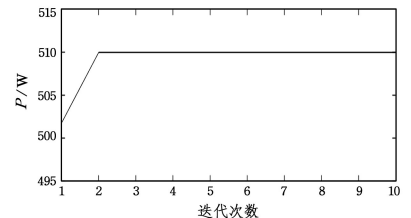
(1) 均匀光照条件下 3 种方法的跟踪仿真
设定自适应 Lévy-FOA 算法、FOA 算法和 APSO 算法有



(a) APSO 算法



(b) FOA 算法



(c) 自适应 Lévy-FOA 算法

图 6 3 种算法跟踪的光伏阵列的功率

Fig. 6 Three algorithms to track power of photovoltaic array

(2) 局部遮挡条件下 3 种方法的跟踪仿真

光伏阵列在局部阴影条件下的光伏输出特性曲线如图 7 所示, 设置迭代数(10 次)和种群规模(100), APSO 算法、FOA 算法以及自适应 Lévy-FOA 算法的跟踪效果如图 8—图 10 所示。

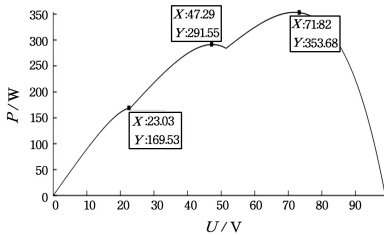


图 7 局部阴影条件下光伏阵列输出 P-U 特性曲线

Fig. 7 Output P-U characteristic curve of photovoltaic array under local shadow conditions

由图 7 可知, 当光照条件不均匀时, 光伏输出特性 P-U 曲线有多个峰值, 其理论峰值为 353.68 W。由图 8—图 10 可知, 虽然 3 种算法最终都能够跟踪到最大功率点, 但是改进的 Lévy-FOA 算法第一次迭代就能够跟踪到 348.21 W, 并在第二次完成最大功率的跟踪; 而 APSO 算法需要 5 次迭代才能

相同的迭代数(10 次)和种群规模(100)。图 5 为光伏阵列在均匀光照条件下的光伏输出特性曲线, 将 3 种算法在光伏阵列的 MPPT 跟踪效果进行对比, 结果如图 6 所示。

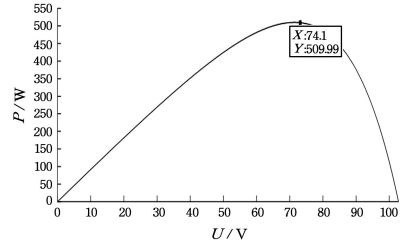


图 5 均匀光照条件下光伏阵列输出 P-U 特性曲线

Fig. 5 Output P-U characteristic curve of photovoltaic array under uniform illumination

由图 5 可知, 光伏阵列在均匀光照条件下的光伏输出特性 P-U 曲线呈单峰值特性, 光伏阵列最大功率点的理论值为 509.99 W。从图 6 可知, 3 种算法均能跟踪到最大功率点, 但是改进的 Lévy-FOA 算法仅需要 2 次迭代就能跟踪到最大功率点; 而 FOA 算法需要 4 次迭代才能跟踪到最大功率点; APSO 算法需要 8 次迭代才能跟踪到最大功率点。因此在单峰值情况下, 自适应 Lévy-FOA 算法具有更明显的跟踪优势。

完成最大功率的跟踪, 而且有陷入局部极值点的问题; FOA 算法虽然也需要 2 次迭代跟踪到最大功率点, 但是第一次迭代仅能跟踪到 327.68 W。

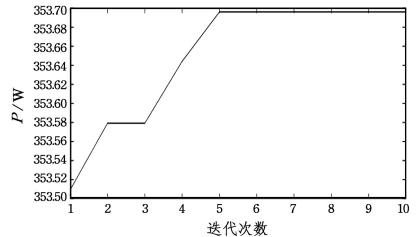


图 8 APSO 算法跟踪的光伏阵列的功率

Fig. 8 APSO algorithm to track power of photovoltaic array

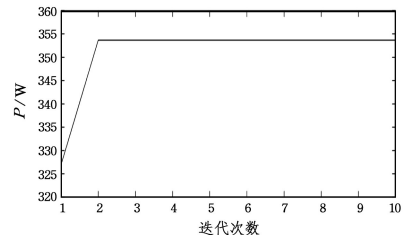


图 9 FOA 算法跟踪的光伏阵列的功率

Fig. 9 FOA algorithm to track power of photovoltaic array

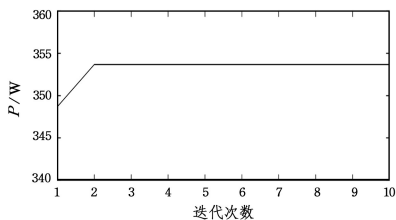


图 10 自适应 Lévy-FOA 算法跟踪的光伏阵列的功率

Fig. 10 Lévy-FOA algorithm to track power of photovoltaic array

通过比较可知,将自适应 Lévy-FOA 算法应用到光伏最大功率点跟踪控制中,当光伏阵列输出 P-U 曲线为多峰值时,自适应 Lévy-FOA 算法仍然能够以较快的速度跟踪到最大功率点,并且具备较高的跟踪精度。

结束语 针对标准 FOA 算法在寻优过程中容易陷入局部最优解和求解精度低的缺点,本文提出将自适应 Lévy 飞行步长引入果蝇算法中,扩大了粒子的搜索空间,提高了收敛速度,避免陷入局部最优值。本文将自适应 Lévy-FOA 算法运用到光伏阵列的 MPPT 控制中,在不同的光照条件下进行了测试。结果表明,相较于 FOA 算法和 APSO 算法,自适应 Lévy-FOA 算法有更短的收敛时间和更高的收敛精度,能够实现光伏阵列的最大功率点进行迅速、准确地跟踪,提高了光伏发电的效率,具有重要的现实意义。

参考文献

- [1] DONG Y M. Research on Maximum Power Tracking method for photovoltaic power generation [D]. Changsha: Hunan University, 2016.
- [2] ZHANG H Z, ZHANG Z J, HU G T, et al. Application of quasi-least squares neural network in photovoltaic MPPT [J]. Control Engineering, 2018, 25(12): 2257-2262.
- [3] JIN X L, WEN S S, NI H Z, et al. Summary of Maximum Power Point Tracking technology for photovoltaic power generation systems [J]. Power Supply Technology, 2019(3): 532-535.
- [4] YANG J F, GE H J, YANG F. High-Reliability Photovoltaic Converter Based on Improved PSO Algorithm [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 35(S1): 72-78.
- [5] AHMED J, SALAM Z A. Maximum Power Point Tracking (MPPT) for PV system using Cuckoo Search with partial shading capability [J]. Applied Energy, 2014, 119(C): 118-130.
- [6] REZK H, FATHY A, ABDELAZIZ A Y. A comparison of different global MPPT techniques based on meta-heuristic algorithms for photovoltaic system subjected to partial shading conditions [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 74: 377-386.
- [7] CHEN L, ZHANG Y G, XU J K, et al. Simulation of omnivorous fish swarm algorithm in MPPT control of photovoltaic system [J]. Journal of Solar Energy, 2017, 38(2): 333-338.
- [8] YAN C, NI F J, LIU J Y, et al. MPPT study of photovoltaic system based on improved FOA optimized BP neural network algorithm [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2018, 55(8): 24-29, 130.

- [9] DU W, HAN W, CHEN L, et al. MPPT simulation of photovoltaic power generation based on FOA algorithm [J]. Power technology, 2015, 39(10): 2193-2195, 2221.
- [10] ZHU Z T, GUO X, LI W. Research on New Fruit Fly Optimization Algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(6): 40-45, 59.
- [11] GUI L, WANG A P, DING G S. Fruit Fly Optimization Algorithm with improved step size and strategy [J]. Computer Engineering and Application, 2018, 54(4): 148-153, 184.
- [12] GUI L. Fruit Fly Optimization Algorithm with improved step size and strategy and its application [D]. Hefei: Anhui University, 2017.
- [13] WANG S N. Multi-peak photovoltaic Maximum Power Tracking control strategy based on Research on New Fruit Fly Optimization Algorithm [D]. Shanghai: Shanghai Institute of Electrical Machinery, 2016.
- [14] WANG S N, PAN S B, YANG Q B. Simulation Research of Photovoltaic Multi-peak MPPT Based on the Fruit Fly Optimization Algorithm [J]. Electric Drive, 2017.
- [15] HUANG Y, LU H Y, XU K B, et al. Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm based on S-type function [J]. Computer Science, 2019, 46(1): 245-250.
- [16] ZHANG Y, TIAN A K, HAN S Y. An Adaptive Chaotic Particle Swarm RBF Neural Network Optimization Algorithm [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(11): 126-130.
- [17] CHEN W R, WANG W Y, ZHENG Y B, et al. MPPT Control Based on Improved PSO in Local Shadow Photovoltaic Power Generation System [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2018, 53(6): 1095-1101, 1129.
- [18] HOU Q W, XIAO J M, CHEN C, et al. Study on practical model and Maximum Power Tracking control of photovoltaic cells [J]. Control Engineering, 2017, 24(S1): 92-97.
- [19] ZHANG C M, LIU L Q, MA L Q. A new swarm intelligence algorithm: Lion swarm algorithm [J]. Computer Science, 2018, 45(S1): 114-116.
- [20] GONG R X, ZHONG R R, LIU C, et al. Neutral-Point Potential Balancing Control of Three-Level Discontinuous PWM PV-Inverters [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2016, 30(9): 87-94.



FU Zi-yi, born in 1958, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include intelligent algorithm, motor driving and control, etc.



CHENG Bing, born in 1990, postgraduate. His main research interests include intelligent algo and photovoltaic power generation.