



DOI: 10.12086/oe.2018.170711

改进蝙蝠算法在光伏阵列存在局部阴影时的应用

吴忠强*, 于丹琦, 康晓华

燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004

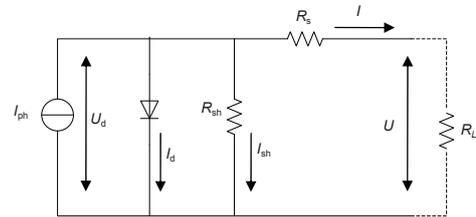
摘要: 在光伏发电系统中, 经常存在电池板局部被遮挡的情况, 造成电池板出现多峰极值的现象。传统的最大功率点(MPPT)搜索方法常常会陷入局部极值, 从而错过或丢失系统的全局最大功率点, 甚至产生振荡导致系统输出不稳定。提出一种改进的蝙蝠算法(IBA), 并应用到太阳能阵列存在局部阴影条件下的最大功率点寻优控制中。通过混沌初始化, 对群体的初始位置进行更新, 增加种群的均匀性和遍历性; 引入自适应惯性权重, 使算法在优化前期具有较强的全局搜索能力, 后期有较强的局部收缩能力, 同时引入 Levy 飞行来产生跳跃速度, 跳出局部极值; 引入动态收缩区间, 有效地减小算法的搜索范围。以上改进, 避免了种群受到局部极值的影响而过早收敛。光伏发电系统的仿真表明: 在其受到局部遮挡而出现多峰极值的情况下, 改进的蝙蝠算法能够快速找到全局最优点, 并且精度高。

关键词: 光伏阵列; 最大功率点; 局部极值; 改进蝙蝠算法; 混沌搜索

中图分类号: TM615

文献标志码: A

引用格式: 吴忠强, 于丹琦, 康晓华. 改进蝙蝠算法在光伏阵列存在局部阴影时的应用[J]. 光电工程, 2018, 45(5): 170711



Applications of IBA for photovoltaic array under partially shaded condition

Wu Zhongqiang*, Yu Danqi, Kang Xiaohua

Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract: In photovoltaic systems, the output power curve of solar battery has multiple peaks, under the partially shaded condition. Traditional maximum power point tracking (MPPT) search method often traps in local extremum, which causes the loss of the global maximum power point even generates oscillation and leads to instability of output. An improved bat algorithm (IBA) is proposed and used to find global optimal point, by introducing chaos search strategy in initial arrangement which can improve the uniformity and ergodicity. The self-adapting weight is introduced to enhance the global searching ability of previous processing and the local searching ability of late processing, and Levy flight is introduced in the same time to create the saltation velocity to jump out the local extremum. Dynamic contraction is also used to decrease the search section more effectively, so as to avoid premature convergence of the population affected by the local extremum. The simulation shows that modified bat algorithm can find the global optimal point fast, with high precision, under the partially shaded condition.

Keywords: photovoltaic array; maximum power point tracking; local extremum; improved bat algorithm; chaos search strategy

收稿日期: 2017-12-23; 收到修改稿日期: 2018-03-01

基金项目: 河北省自然科学基金资助项目(F2016203006)

作者简介: 吴忠强(1966-), 男, 博士, 教授, 主要从事太阳能发电系统控制方面的研究。E-mail: mewzq@163.com

Citation: Wu Z Q, Yu D Q, Kang X H. Applications of IBA for photovoltaic array under partially shaded condition[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(5): 170711

1 引言

光伏发电是利用光伏电池的光生伏打效应来进行发电的,光伏电池具有组件模块化、安装维护方便、使用方式灵活等特点。但是在光伏发电系统的使用过程中,光伏发电系统的输出效率常常不理想,其主要原因在于光伏组件的输出功率不能长期保持在一个固定的最大值上,因此,实现光伏发电系统的最大功率点追踪(maximum power point tracking, MPPT),使其输出始终保持在最优值就显得尤为重要^[1]。光伏组件在均匀光照条件下,输出特性会呈现单峰值的特性,但在受到遮挡的情况下,光伏组件中的一部分组件就会降低输出效率。光伏阵列中每个电池组件的电压较低,电流非常小,为了产生人们所需要的电压,经常会将电池组件进行阵列组合。当部分组件被挡住时,其本身的输出电流几乎可以忽略,同时周围的组件输出电流值相对较高,此时就会造成周围组件向被遮挡组件充电的情况,极易产生热斑效应^[2],并且其输出的PV曲线也会出现多峰值的情况。传统的MPPT方法,如恒定电压法、扰动观测法(perturbation and observation, P&O)等容易陷入局部极值而无法跳出,不但会错过系统的全局最大功率点^[3],还有可能导致系统输出振荡。

针对传统MPPT方法的不足,智能优化算法被应用到光伏发电系统的MPPT中。常见的MPPT智能优化算法主要有遗传算法、粒子群算法(partial swarm optimization, PSO)、鱼群算法、萤火虫算法等。遗传算法具有选择、交换、突变的替换方式,特点在于由编码机制给出最初的串(位置排序)之后,根据个体适应度值的优劣程度决定它在下一代是被淘汰还是被复制,但是具有易早熟、局部搜索能力差、速度慢等不足^[4]。文献[5]中在选择、杂交和变异部分均加入了算子,其中在进行轮盘赌时先采用了排序和种群分离措施,在杂交过程中加入了屏蔽因子来增强算法的随机性,在变异过程中设计了变异概率,保持了群体多样性,并将改进算法应用于最大功率点跟踪过程,在光伏阵列光照度不均匀的状态下提高对最大功率点跟踪的静态、动态性能。粒子群算法通过全局和当前两个最优个体对整个群体进行引导,进而对最优位置进行

搜索,但是算法的收敛性受初始粒子的分布影响较大,常出现早熟且输出结果有微小偏差^[6],粒子群算法经常用于最大功率点跟踪过程中,其更适用于较为简单的光伏阵列受遮挡情况。鱼群算法使用追尾、聚群和觅食三种行为模式来描述搜索过程,特点在于每个个体在游动之前都会经过对“追尾或觅食”和“聚群或觅食”两种组合行为模式的计算,在这二者之间选取较优的一种模式执行,同时记录最优位置和适应度值,但是在寻优精度与收敛速度等方面存在不足。文献[7]中鱼群的游动具有了速度惯性的特征,并且其行为模式被扩充为追尾、聚群、记忆、交流以及觅食,将粒子群优化鱼群算法应用于局部遮阴情况下的光伏系统最大功率点跟踪,结果表明改进的算法可以在很短的时间内以很高精度寻到最大功率点。萤火虫算法有三个定义:亮度、吸引力、位置更新方式。萤火虫算法的特点在于群体会向最亮的个体移动并更新自己的位置,若一定邻域内亮度相同则随机移动,但萤火虫算法中的参数都是事先设定的,会导致算法早熟收敛,或因参数设置不当而导致算法无法收敛。文献[8]提出了改进萤火虫算法,在原始算法步长更新公式中引入带变权重系数的惯性项,舍弃了原有步长公式中的随机项,引入了加速系数。改进算法应用于光伏系统最大功率点跟踪,结果表明,改进算法减少了追踪时间,提高了可靠性。

本文采用改进的蝙蝠算法(improved bat algorithm, IBA)对多峰值光伏发电系统进行MPPT控制。针对原始蝙蝠算法(bat algorithm, BA)计算过程中随机项较少,容易陷入局部极值的问题,引入混沌序列初始化对群体初始位置进行更新,增加种群的均匀性和遍历性;引入自适应惯性权重,使算法在优化前期具有较强的全局搜索能力,后期有较强的局部收缩能力,同时引入Levy飞行来扩大搜索范围,利于跳出局部最优;引入动态收缩区间,有效地减小算法的搜索范围;以上改进,既可帮助群体跳出局部极值,又能提高算法的收敛速度。通过与扰动观测法、粒子群算法以及原始蝙蝠算法的比较,验证了改进算法的有效性。

2 光伏系统介绍

在光伏阵列中,每个组件的输出端并联一个反向

二极管, 以避免产生热斑效应和电池本身的损耗^[9]。同时反向并联二极管消耗电路能量, 也是光伏电池的输出曲线呈现多峰情况的原因之一。采用 3 行 1 列的光伏阵列对多峰值特性进行说明, 单个光伏电池组件的等效电路如图 1 所示。需要测量的变量为输出电压 U 和输出电流 I 。

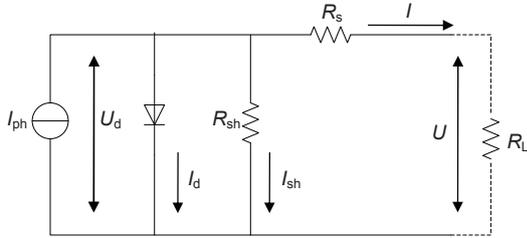


图 1 单个光伏电池组件等效电路图

Fig. 1 Equivalent circuit diagram of single photovoltaic battery

光伏电池组件的输出特性表达式如下：

$$I = I_{ph} - I_0 \times \left\{ \exp \left[\frac{q(U_0 + IR_s)}{AkT_a} \right] - 1 \right\} - \frac{U_0 + IR_s}{R_{sh}}, \quad (1)$$

其中： I_{ph} 为光生电流^[10]， I_0 为光伏电池内部的反向饱和电流^[11]， q 为电荷量， U_0 为光伏电池的开路电压， R_s 为等效的串联电阻， A 为二极管的品质因数， k 为玻耳兹曼常量， R_{sh} 为等效并联电阻。

在光照均匀时, 取光伏阵列的光照强度均为 $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 光伏阵列的输出功率曲线呈单峰^[12], 其阵列及输出功率曲线如图 2 所示。

存在局部阴影时, 取光照条件为 $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $700 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 光伏阵列的输出功率曲线呈现双峰^[13], 其阵列及输出功率曲线如图 3 所示。

存在局部阴影时, 取光照条件为 $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $700 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $500 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, 光伏阵列的输出功率曲线呈现三峰^[14], 其阵列及输出功率曲线如图 4 所示。

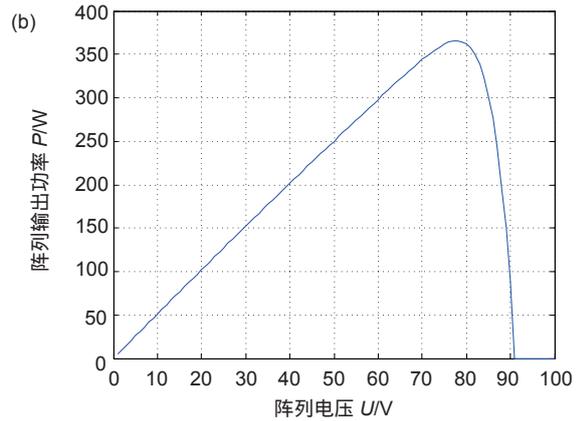
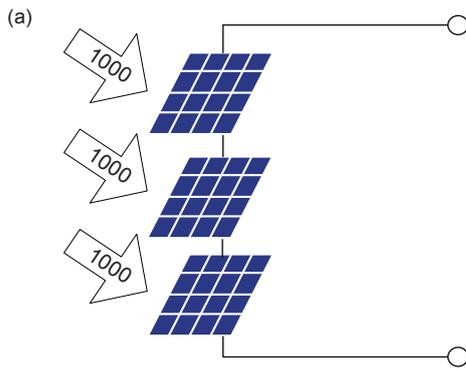


图 2 均匀光照情况下的阵列及输出功率曲线。(a) 均匀光照示意图; (b) 单峰值 $P-U$ 曲线

Fig. 2 The array diagram and power output curve under uniform illumination condition. (a) Uniform illumination conditions of array; (b) Single peak $P-U$ curve

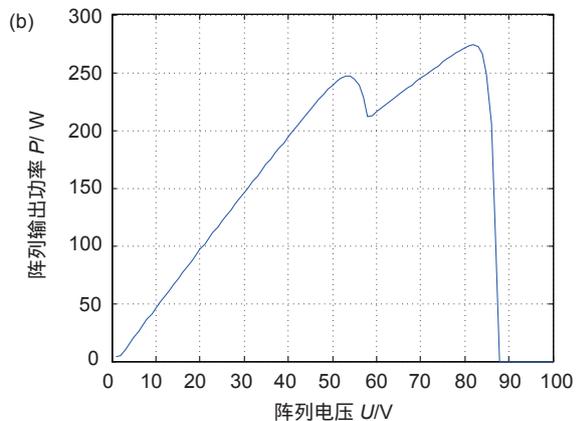
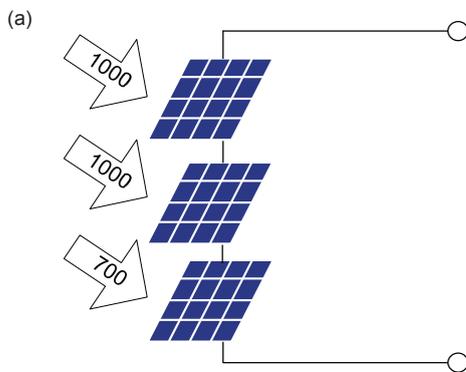


图 3 局部阴影光照示意图及双峰值曲线。(a) 局部阴影光照示意图; (b) 双峰值 $P-U$ 曲线

Fig. 3 The array diagram and two peak power output curve under partial shadow illumination condition. (a) Partial shadow conditions of array; (b) Two peak $P-U$ curve

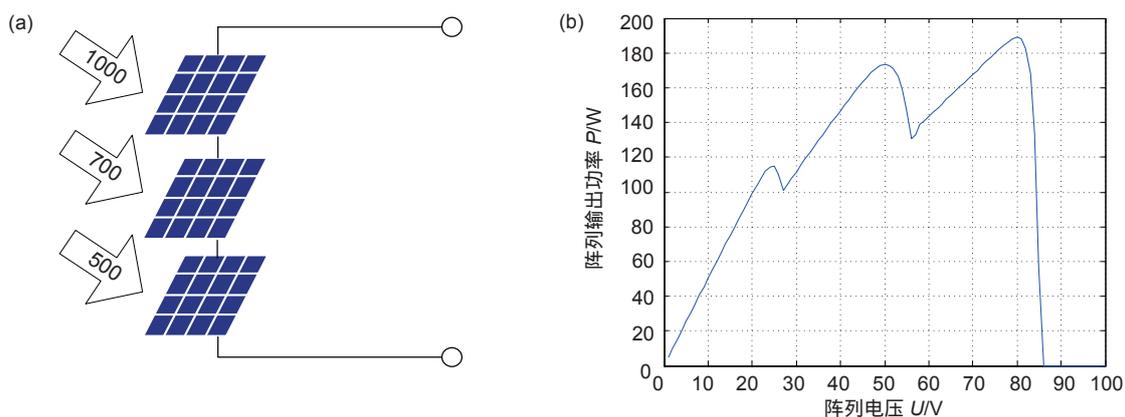


图 4 局部阴影光照示意图及三峰值曲线。(a) 局部阴影光照示意图; (b) 三峰值 $P-U$ 曲线
 Fig. 4 The array diagram and three peak power output curve under partial shadow illumination condition. (a) Partial shadow conditions of array; (b) Three peak $P-U$ curve.

3 原始蝙蝠算法

蝙蝠算法通过模拟蝙蝠在觅食过程中利用超声波搜寻、定位、捕猎等一系列行为特点而构造出的一种随机搜索算法^[15]。算法包含全局更新和局部更新，全局更新公式如下：

$$Q_i = Q_{\min} + (Q_{\max} - Q_{\min}) \cdot rand \quad (2)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x^*) \cdot Q_i \quad (3)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (4)$$

式中： $i=1, 2, \dots, n$ ， Q_i 、 Q_{\min} 、 Q_{\max} 分别表示第 i 只蝙蝠在当前时刻发出的声波频率、声波频率的最小值、声波频率的最大值， $rand$ 为随机产生的一个在 $[0, 1]$ 之间的常数， v_i^t 为第 i 只蝙蝠当前时刻的速度值， x_i^t 为第 i 只蝙蝠当前时刻的位置值， x^* 为目前的最佳位置。

在搜索过程中，蝙蝠发射的脉冲音强和频率都在不断更新^[16]。发射的脉冲音强表达式为

$$A_i^{t+1} = \alpha \cdot A_i^t \quad (5)$$

式中： A_i^t 是 t 时刻第 i 只蝙蝠发出的脉冲音强，音强衰减系数 α 取值范围为 $[0, 1]$ 。发射脉冲频度式为

$$r_i^{t+1} = r^0 [1 - \exp(-\gamma \cdot t)] \quad (6)$$

式中： r_i^{t+1} 表示第 i 只蝙蝠在 $t+1$ 时刻的脉冲频率变化率， r^0 表示最大的频率变化率， γ 是脉冲频率变化率的增加系数，是大于零的常数。

局部搜索公式如下：

$$x_{i\text{new}} = x_{i\text{old}} + \varepsilon A_i^t \quad (7)$$

式中 ε 是范围在 $[-1, 1]$ 内的随机数。

4 改进的蝙蝠算法

4.1 改进的蝙蝠算法

首先采用混沌初始化改进个体分布。引用混沌序

列的基本方法为：将蝙蝠随机分配的位置按式(8)转换成在 $(-1, 1)$ 区间上的数值，再按照逻辑自映射函数对数值进行载波，之后转变为满足混沌变量空间要求的混沌序列，最后再将得到的序列元素按线性转换为对应的蝙蝠位置，回到原本的位置空间^[17]。

转换空间的数学表达式为

$$L_i = \frac{2(x_i^0 - a)}{b - a} - 1 \quad (8)$$

其中 x_i^0 为第 i 只蝙蝠初始位置。

按照逻辑自映射函数产生混沌序列为

$$L_{i+1} = 1 - 2 \times L_i^2 \quad (9)$$

上述方程的初始值只要不为零就会有效，映射的定义域为 $(-1, 1)$ 且不包括零。

最终经过式(10)的线性变换，变换到原来的空间中：

$$x_i^0 = \frac{1}{2(b-a)} L_i + \frac{1}{2(b+a)} \quad (10)$$

其次，为使算法在优化前期具有较强的全局搜索能力，后期有较强的局部收缩能力，引入自适应惯性权重提高系统的收敛速度，同时引入 Levy 飞行来产生跳跃速度，利于跳出局部极值，位置更新式为

$$x_i^t = w(t)x_i^{t-1} + v_i^t \otimes L(\lambda) \quad (11)$$

式中： $L(\lambda)$ 是 Levy 飞行的随机步长， $w(t)$ 是惯性权重，其式为

$$w(t) = w_{\max} \cdot (w_{\max} - w_{\min}) \cdot (T_{\max} - t) / T_{\max} \quad (12)$$

式中： w_{\max} 是初始惯性权重， w_{\min} 是迭代结束时的惯性权重， t 是当前的迭代次数， T_{\max} 是最大迭代次数。

Levy 飞行的简化计算公式为

$$L(s) \sim |s|^{-1-\beta} \quad (13)$$

$$s = \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}}, \quad (14)$$

式中： s 是随机步长， μ 和 v 由正态分布 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ 和 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ 分别给出，其中

$$\sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta},$$

$$\sigma_v = 1, \quad (15)$$

式中： β 是范围在 $(0, 2)$ 上的常数^[18]， $\Gamma(z)$ 是 gamma 函数。

最后，为了进一步提高算法的搜索效率，采用动态收缩区间来加快收敛速度，收缩方法如下：

$$\begin{cases} x_{\min,i} = \max\{x_{\min,i}, x^* - rand \times (x_{\max,i} - x_{\min,i})\} \\ x_{\max,i} = \min\{x_{\max,i}, x^* + rand \times (x_{\max,i} - x_{\min,i})\} \end{cases}, \quad (16)$$

其中： $x_{\min,i}$ 是每次收缩变化之后的电压位置下限， $x_{\max,i}$ 是每次收缩变化之后的电压位置上限。

采用改进蝙蝠算法的主要流程如下：

1) 初始化算法参数：设置蝙蝠数目 n ，搜索的脉冲频率范围 $[Q_{\min}, Q_{\max}]$ ，搜索空间的上限 b 和下限 a ，最大脉冲频率变化率 r^0 ，频率变化率的系数 γ ，最大脉冲音量强度 A ，音强的衰减系数 α ，最大的迭代次数 T_{\max} ；

2) 在给定的区间内利用混沌策略式(8)~式(10)对蝙蝠个体的位置进行分配，得到 x_i ，并且将位置带入适应度函数，找出最佳个体的位置 x^* 并保留；

3) 根据式(2)、式(3)设置个体的脉冲频率 Q_i 、蝙

蝠个体的飞行速度 v_i ，并根据式(11)更新蝙蝠个体的位置 x_i ；

4) 进行局部搜索，将随机产生的数值与第 i 次的脉冲频率变化率进行比较，若 $rand > r_i$ ，则对当前的最佳位置按照 0.01 倍的随机数进行扰动，并且用扰动后的值代替当前值；

5) 将随机产生的数值与第 i 次的脉冲音量强度进行比较，若 $rand < A_i$ 并且 $f(x_i) < f(x^*)$ 时，对当前的脉冲音量强度根据式(5)进行更新，同时对脉冲频率变化率根据式(6)进行改善；

6) 由当前的最新位置求出适应度以及最优位置，进行保留，再根据动态收缩区间式(16)对区间进行改变；

7) 如果满足最大迭代次数，则停止，输出最优个体值，否则转第 3) 步。

4.2 改进算法的有效性校验

选择 4 个标准函数进行测试。测试函数如表 1 所示。所采用的测试函数均是复杂的非线性多峰值函数，存在大量的局部极值，其中 Ackley 函数有多个峰值对应的横坐标点处于彼此的小范围邻域内；Rastrigin 函数有多个极小点，且极值不易跳出；Schaffer F6 函数的曲线会有很多峰值，且振荡幅度较大；Rosenbrock 函数由于是单峰连续函数所以易走到低值点，但是低值点区域曲线非常平缓，不易找到最小值。

由测试函数可看出，每个函数中的变量为 2，则

表 1 标准测试函数

Table 1 Standard test functions

函数名	函数表达式	搜索空间	理论最优值
Ackley	$f_1(x) = 20 + e - 20 \exp\left(-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \cos(2\pi x_i)\right)$	[-30, 30]	$f_1(x^*) = 0$
Rastrigin	$f_2(x) = \sum_{i=1}^2 [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	[-5.12, 5.12]	$f_2(x^*) = 0$
Schaffer F6	$f_3(x) = \left(\frac{\sin^2\left(\sqrt{x_1^2 + x_2^2}\right) - 0.5}{\left[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)\right]^2} \right) - 0.5$	[-100, 100]	$f_3(x^*) = -1$
Rosenbrock	$f_4(x) = \sum_{i=1}^2 [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	[-2.048, 2.048]	$f_4(x^*) = 0$

种群维数为 2, 取个体数目 n 分别为 10、30 和 50, 其余算法条件由表 2 列出。采用 PSO、BA、ABC (artificial bee colony algorithm, 人工蜂群算法) 和 IBA 四种算法进行比较。其中 PSO 算法的参数设置为: 粒子个体的惯性权重 w 为 0.4, 学习因子 C_1 、 C_2 分别选为 1.2 和 1.6, 粒子的最大速度 v_{max} 选为 2; BA 算法中搜索的脉冲频率范围 $[Q_{min}, Q_{max}]$ 取 $[0, 2]$, 最大脉冲频率变化率 r 取 0.5, 最大脉冲音强 A 取 0.2, 频率变化率的系数 γ 取 0.05, 脉冲音强的衰减系数 α 取 0.95, 最大迭

代次数 T_{max} 为 50; 在 ABC 中, 被雇佣个体 colonysize 的值为 10、负责观察个体 bas 的值为 10、淘汰标准数 l 的值为 5; 在 IBA 算法中, w_{max} 取 0.9, w_{min} 取 0.4, 算法的寻优性能测试结果如表 3 所示。在表 3 中, $Q_{avebest}$ 是最优值的平均值, Q_{aveds} 是标准方差的平均值, t_{ave} 是平均收敛时间。最后给出种群数量为 10 的测试函数的优化结果, 如图 5 所示。

由表 3 可看出, 在相同条件下, 对于 Ackley 函数, PSO 算法的寻优结果一直在全局极值的小邻域范围

表 2 算法条件

Table 2 Conditions of algorithms

函数	搜索范围	种群数	维数	迭代次数	循环次数
Ackley	[-30, 30]	10	2	50	20
		30			
		50			
Rastrigin	[-5.12, 5.12]	10	2	50	20
		30			
		50			
Schaffer F6	[-100, 100]	10	2	50	20
		30			
		50			
Rosenbrock	[-2.048, 2.048]	10	2	50	20
		30			
		50			

表 3 算法的寻优性能测试结果

Table 3 The effort of algorithms

算法	种群数	Ackley			Rastrigin			Schaffer F6			Rosenbrock		
		$Q_{avebest}$	Q_{aveds}	t_{ave}/s									
PSO	10	0.0012	0	0.0283	0.3553	0.3202	0.0125	-0.9149	0.0006	0.0275	0	0	0.0121
	30	0.0002	0	0.0967	0.2986	0.208	0.0501	-0.9869	0.0001	0.095	0	0	0.0477
	50	0.0001	0	0.0173	0.2985	0.3069	0.0986	-0.987	0.0001	0.1752	0	0	0.0957
BA	10	19.7052	0.8723	0.0163	2.5702	0.8996	0.006	-0.6681	0.0217	0.0163	0.0003	0	0.0049
	30	6.8531	0.5988	0.0468	3.7291	0.5846	0.0137	-0.8987	0.0073	0.049	0.0001	0	0.0147
	50	2.7509	0.8247	0.079	4.8305	0.5868	0.0247	-0.923	0.0001	0.0815	0	0	0.0221
ABC	10	0.0797	0.0082	0.0161	1.7355	0.9859	0.0114	-0.9569	0.0004	0.0238	0.2395	0.1757	0.0107
	30	0.0126	0.0002	0.0358	0.2261	0.0818	0.0193	-0.9623	0.0008	0.052	0.061	0.0017	0.0213
	50	0.0119	0.0001	0.055	0.1743	0.0595	0.0286	-0.968	0.0004	0.0827	0.0111	0.0001	0.036
IBA	10	0	0	0.0396	0	0	0.0189	-1	0	0.0369	0.0001	0	0.0165
	30	0	0	0.1107	0	0	0.0585	-1	0	0.111	0	0	0.0499
	50	0	0	0.2046	0	0	0.1052	-1	0	0.2004	0	0	0.1012

内,BA 算法的寻优结果振荡幅度最大,最好的平均值与全局极值之间还有 2.7509 的差值,ABC 算法相对来说寻优结果振荡幅度较小;对于 Rastrigin 函数,PSO、BA、ABC 算法的寻优结果均产生了不同幅度的振荡;对于 Schaffer F6 函数,PSO 和 ABC 算法的寻优结果在全局极值的小邻域范围内,BA 算法的寻优结果较差,最优值才达到-0.6681;对于 Rosenbrock 函数,PSO 和 BA 算法的寻优结果在全局极值的小邻域范围内,ABC 算法找到了全局极值,但寻优结果有一定幅度的振荡;而 IBA 算法均找到了四个函数的全局极值,并且误差很小,因此 IBA 的寻优结果最好。

由图 5 可看出,对于 Ackley 函数,BA 算法陷入了 18.1400 的局部极值中,ABC 算法陷入了 2.7490 的局部值,PSO 算法和 IBA 算法跳出了局部极值,都找到了全局最小点 0,但 IBA 算法的速度较快。对于 Rastrigin 函数,BA 算法陷入了局部极小值 12.3100 当中,PSO 算法陷入了局部极值 3.9800,ABC 算法陷入了 0.3692 的局部极值,而 IBA 算法能跳出局部极值,

找到了全局最小点 0。对于 Schaffer F6 函数,BA 算法陷入了-0.6257 的局部极值当中,ABC 算法陷入了-0.9903 的局部极值当中,PSO 算法陷入了-0.9624 的局部极值当中,而 IBA 算法找到了全局最小值-1。对于 Rosenbrock 函数,四种算法都找到了全局极值点 0,但是 IBA 算法速度较快。

由此可看出,IBA 算法比 BA 算法的效果好,收敛速度快,稳态精度高。因为 IBA 算法引入了混沌机制、自适应惯性权重、Levy 飞行和动态收缩区间,在找到局部极值后可以很快跳出,这一优点利于算法找到全局最优值。

5 仿真测试与分析

将 IBA 算法应用于 MPPT 的多峰值问题,并与 P & O、PSO 以及 BA 算法的仿真结果进行比较,验证 IBA 算法的有效性。在光伏等效电路输出端加上 Boost 电路进行 PWM 控制,基于 Boost 电路的 MPPT 系统如图 6 所示。

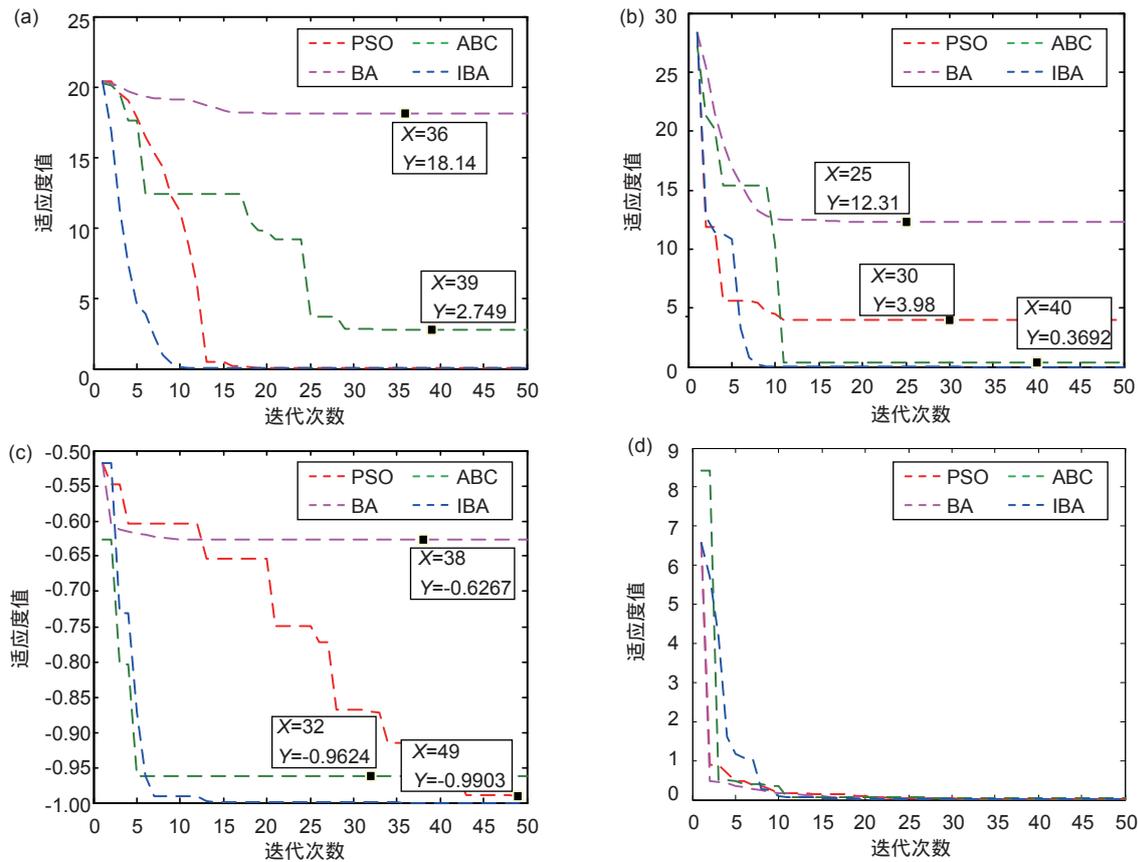


图 5 (a) Ackley 函数测试寻优曲线; (b) Rastrigin 函数测试寻优曲线; (c) Schaffer F6 函数测试寻优曲线; (d) Rosenbrock 函数测试寻优曲线

Fig. 5 (a) Testing optimization curves of Ackley function; (b) Testing optimization curves of Rastrigin function; (c) Testing optimization curves of Schaffer F6 function; (d) Test optimization curves of Rosenbrock function

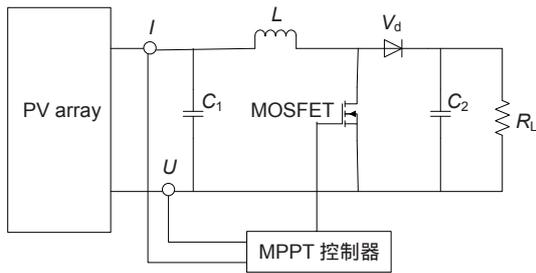


图6 基于 Boost 电路的 MPPT 系统
Fig. 6 The MPPT system based on the Boost circuit

图中，光伏阵列采用三个电池组件串联；光伏阵列参数设置为：理想短路电流 $I_{scr}=5\text{ mA}$ ，环境系数 $K_f=0.09\text{ mA}\cdot\text{K}^{-1}$ ，电荷量 $q=1.6\times 10^{-19}\text{ C}$ ，玻尔兹曼常量 $k=1.38\times 10^{-23}\text{ J/k}$ ， $R_s=0.15\ \Omega$ ，禁带系数 $E_{go}=1.12\text{ mV}$ ，环境温度为 $25\text{ }^\circ\text{C}$ 。Boost 电路的参数设置为： C_1 为 $50\ \mu\text{F}$ ， C_2 为 $100\ \mu\text{F}$ ， L 为 5 mH ， R_L 为 $150\ \Omega$ 。

采用的适应度函数为

$$P = UI, \tag{17}$$

式中： U 为测量的光伏阵列输出的电压值(粒子的位置值)， I 为 U 根据式(1)~式(3)计算得出的电流值， P 为功率值(求取的适应度值)。

设置算法的重启条件为：当光伏电池的输出功率不及最大点功率并且输出值为正值时，保持电路的当前功率不变；若光伏电池的输出功率与最大点功率之

间的差值达到式(18)的条件时，则重新启动优化算法。

$$\left| \frac{P - P_m}{P_m} \right| > 0.1, \tag{18}$$

式中 P_m 为所求取的最大功率。

优化算法中的种群个数均选为 5。P&O 算法的参数设置为：迭代步长选为 0.2；PSO 算法的参数设置为：粒子个体的惯性权重 w 为 0.08，学习因子 C_1 、 C_2 均选为 2，粒子的最大速度 v_{max} 选为 2；BA 算法的参数设置为：最大脉冲频率变化率 r^0 为 0.5，频率变化率的系数 γ 为 0.05，最大脉冲音强 A 为 0.2，脉冲音强的衰减系数 α 为 0.95，脉冲频率范围 $[Q_{min}, Q_{max}]$ 为 $[0, 2]$ ；IBA 算法的参数设置为：搜索空间的上限 b 为 140，下限 a 为 0。

5.1 单峰值情况仿真研究

当光照强度均为 1000 W/m^2 时，如图 2 所示，光伏阵列最大输出功率为 366 W 。四种算法的循环次数均为 20 次，每次循环中的迭代次数为 50，算法的寻优结果如图 7 所示，寻优条件以及寻优效果如表 4 所示。

由图 7 可知，在单峰值情况下，所有算法均找到了全局最优值，但是在精确度上存在偏差。P&O 算法的偏差较大，最大的偏差范围在 3 W 左右；PSO 算法的寻优效果较好，只有一次中等偏差，偏差范围在 2 W

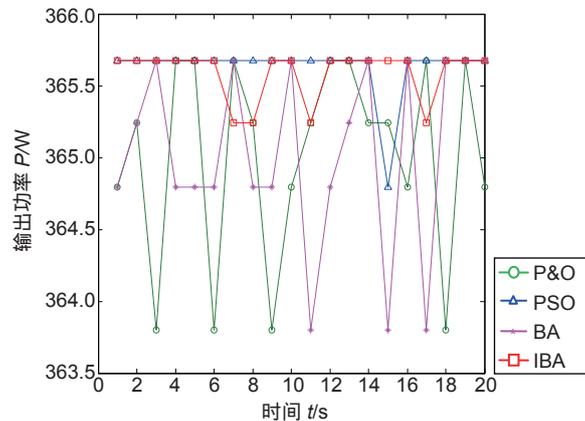


图7 单峰值算法寻优比较曲线

Fig. 7 The compare curves of optimal power output with single peak

表4 算法效果

Table 4 The effect of algorithms

算法	循环次数	迭代次数	$Q_{avebest}$	t_{ave}/s
P&O			364.9467	0.0034
PSO	20	50	365.4425	0.0273
BA			363.0174	0.0403
IBA			365.5899	0.0357

左右,寻优结果也较稳定;BA 算法寻优结果的稳定性差,存在很多偏差,最大的偏差范围在 3 W 左右;IBA 算法的寻优结果都在最优值附近,仅 4 次存在 1 W 左右的小偏差,因此 IBA 算法的寻优结果最好。

由表 4 可看出,所有算法都找到了全局最大值,P&O 和 BA 算法的寻优结果都存在较大偏差。PSO 和 IBA 算法的寻优结果较好。P&O 算法最快,BA 算法最慢。

5.2 两峰值情况的仿真研究

在光伏系统处于局部阴影条件下,光照强度分别为 $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $700 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 时,如图 3 所示,光伏阵列的最大输出功率为 272 W,光伏阵列的输出曲线为两峰值。算法的寻优结果如图 8 所示,寻优条件以及寻优效果如表 5 所示。

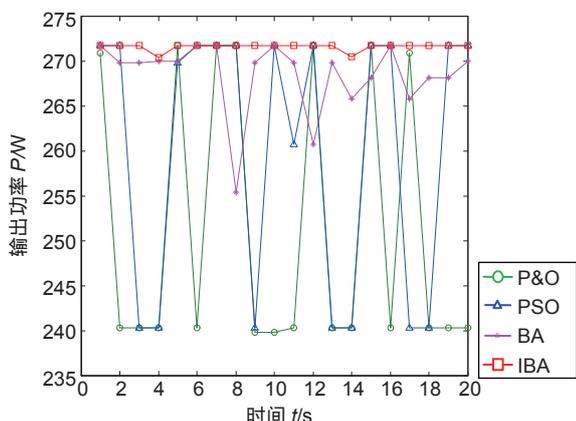


图 8 双峰值算法寻优比较曲线

Fig. 8 The compare curves of optimal power output with two peaks

表 5 算法效果

Table 5 The effect of algorithms

算法	循环次数	迭代次数	$Q_{avebest}$	$t_{ave/s}$
P&O			252.6573	0.0077
PSO	20	50	254.2823	0.1038
BA			268.5534	0.6915
IBA			271.6769	0.2988

如图 8 所示,在双峰值情况下,P&O 算法存在陷入局部极值的情况,20 次循环中,仅有 5 次找到了全局最优,其他循环结果均陷入了局部极值,在 240 W 左右;PSO 算法较 P&O 算法好,只有 6 次的结果陷入了局部极值 240 W 左右,其他循环均找到了最优值;BA 算法的寻优结果稳定性差,寻优结果一直在最优值附近振荡,最大的偏差范围在 15 W 左右;IBA 算法都能找到最优值,而且偏差非常小,因此 IBA 算法结果

最好。

由表 5 可看出,由于 P&O、PSO 算法很多情况下没有找到全局极值,陷入了局部极值,所以 $Q_{avebest}$ 分别为 252.6573 W 和 254.2823 W。BA 算法能找到全局最优值,但寻优结果存在偏差。IBA 算法的寻优结果最好。P&O 算法最快,BA 算法最慢。

5.3 三峰值情况的仿真研究

在光伏系统处于局部阴影条件下,光照强度分别为 $1000 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $700 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$, $500 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 时,如图 4 所示,光伏阵列的最大输出功率为 189 W,光伏阵列的输出曲线为三峰值。算法的寻优结果如图 9 所示,寻优条件以及寻优效果如表 6 所示。

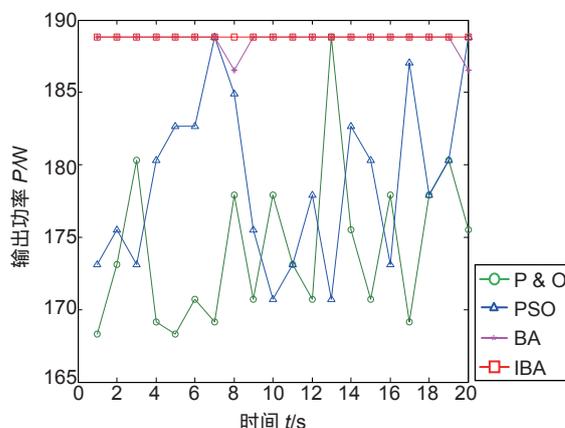


图 9 三峰值算法寻优比较曲线

Fig. 9 The compare curves of optimal power output with three peaks

表 6 算法效果

Table 6 The effect of algorithms

算法	循环次数	迭代次数	$Q_{avebest}$	$t_{ave/s}$
P&O			174.2537	0.0486
PSO	20	50	178.9537	0.7891
BA			188.5719	0.8690
IBA			188.7997	2.0275

如图 9 所示,在三峰值情况下,P&O 算法存在陷入局部极值情况,20 次循环中,只有 1 次找到了全局最优,其他循环结果均陷入了局部极值,在 173 W 左右;PSO 算法较 P&O 算法稍好,有 2 次找到了最优值,其他循环均陷入了局部极值 173 W 左右;BA 算法寻优结果稳定性差,寻优结果一直在最优值附近振荡,最大的偏差范围在 3 W 左右;IBA 算法都能找到最优值,而且偏差非常小,因此 IBA 算法效果最好。

由表 6 可看出,由于 P&O、PSO 算法很多情况下没有找到全局极值,陷入了局部极值,所以 $Q_{avebest}$ 分

别为 174.2537 W 和 178.9537 W。BA 算法能找到最优值,但寻优结果存在偏差。IBA 算法的寻优结果最好,精度最高。

6 结 论

提出了一种改进的蝙蝠算法,并应用于光伏发电系统多峰极值 MPPT 中。通过混沌初始化,对群体的初始位置进行更新,增加种群的均匀性和遍历性;引入自适应惯性权重,使算法在优化前期具有较强的全局搜索能力,后期有较强的局部收缩能力,同时引入 Levy 飞行来产生跳跃速度,跳出局部极值;引入动态收缩区间减小算法的搜索范围。上述改进策略,有效地避免了种群受到局部极值的影响而过早收敛。与扰动观测法、粒子群算法、人工蜂群算法及原始蝙蝠算法进行了仿真比较。测试结果表明,在多峰极值的情况下,用改进的蝙蝠算法能够较好地实现光伏发电系统的全局最大功率点跟踪,且结果较为稳定。

参考文献

[1] Li Q, Xin E C, Xu R, et al. Characteristic research and application of conventional solar cells under low concentration conditions[J]. *Smart Grid*, 2016, **4**(7): 669–673.
李琦, 辛恩成, 徐睿, 等. 常规太阳能电池低倍聚光条件下的特性研究与应用[J]. *智能电网*, 2016, **4**(7): 669–673.

[2] Xu R D. Study on theory and key technology of photovoltaic system operation[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2012.
徐瑞东. 光伏发电系统运行理论与关键技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2012.

[3] Liu L Q, Meng X L, Liu C X. A review of maximum power point tracking methods of PV power system at uniform and partial shading[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, **53**: 1500–1507.

[4] Ji W C, Yin S R, Liu C T. Maximum power point tracking based on Buck-Boost topology with new quantum genetic algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, **44**(1): 92–96.
姬伟超, 殷时蓉, 刘朝涛. 基于 Buck-Boost 拓扑的新量子遗传算法在 MPPT 技术中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, **44**(1): 92–96.

[5] Zheng F H. Research on aMaximum power point tracking with DRP based on improved genetic algorithm[J]. *Machine Building & Automation*, 2013, **41**(2): 185–187.
郑方昊. 改进遗传算法在 MPPT 中的应用研究[J]. *机械制造与自动化*, 2013, **41**(2): 185–187.

[6] Zhu Y W, Shi C X, Dan Y Q, et al. Application of PSO algorithm in global MPPT for PV array[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, **32**(4): 42–48.
朱艳伟, 石春新, 但扬清, 等. 粒子群优化算法在光伏阵列多峰最

大功率点跟踪中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2012, **32**(4): 42–48.

[7] Duan Q C, Tang R L, Long X. Fish swarm algorithm optimized by PSO applied in maximum power point tracking of photovoltaic power system[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, **32**(12): 3299–3302.
段其昌, 唐若笠, 隆霞. 粒子群优化鱼群算法及其在光伏系统最大功率点跟踪中的应用[J]. *计算机应用*, 2012, **32**(12): 3299–3302.

[8] Shi J Y, Xue F, Qin Z J, et al. Tracking the global maximum power point of a photovoltaic system under partial shading conditions using a modified firefly algorithm[J]. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2016, **8**: 033501.

[9] Sudhakar Babu T, Rajasekar N, Sangeetha K. Modified particle swarm optimization technique based maximum power point tracking for uniform and under partial shading condition[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, **34**: 613–624.

[10] Chen Y T, Jhang Y C, Kuo T H. Jumping maximum power point tracking method for PV array under partially shaded conditions[J]. *Solar Energy*, 2016, **132**: 617–627.

[11] Tang R L, Wu Z, Fang Y J. Maximum power point tracking of large-scale photovoltaic array[J]. *Solar Energy*, 2016, **134**: 503–514.

[12] Seyedmahmoudian M, Mekhilef S, Rahmani R, et al. Maximum power point tracking of partial shaded photovoltaic array using an evolutionary algorithm: A particle swarm optimization technique[J]. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 2014, **6**: 023102.

[13] Rezk H, Eltamaly A M. A comprehensive comparison of different MPPT techniques for photovoltaic systems[J]. *Solar Energy*, 2015, **112**: 1–11.

[14] Shi J Y, Zhang W, Zhang Y G, et al. MPPT for PV systems based on a dormant PSO algorithm[J]. *Electric Power Systems Research*, 2015, **123**: 100–107.

[15] Ma Y D, Wang W D, Wen Q. Transmission network planning based on bat algorithm with chaotic search strategy[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, **43**(15): 17–21.
马迎东, 王文栋, 温强. 基于混沌搜索策略蝙蝠算法的输电网规划[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, **43**(15): 17–21.

[16] Osaba E, Yang X S, Diaz F, et al. An improved discrete bat algorithm for symmetric and asymmetric traveling salesman problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, **48**: 59–71.

[17] Liu C P, Ye C M. Bat algorithm with chaotic search strategy and analysis of its property[J]. *Journal of System Simulation*, 2013, **25**(6): 1183–1188, 1195.
刘长平, 叶春明. 具有混沌搜索策略的蝙蝠优化算法及性能仿真[J]. *系统仿真学报*, 2013, **25**(6): 1183–1188, 1195.

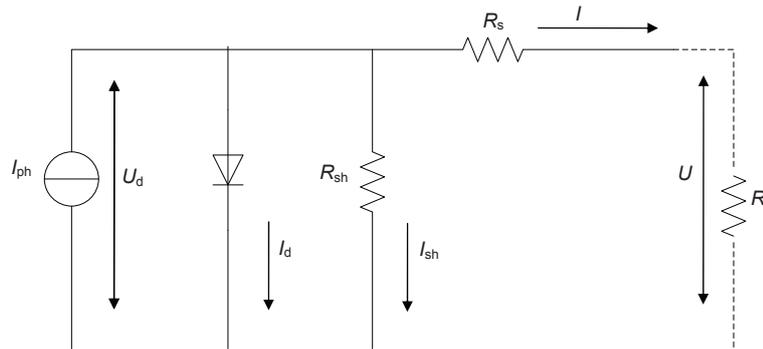
[18] Yan X F, Ye D Y. Improved bacterial foraging optimization algorithm based on Levy flight[J]. *Computer System & Applications*, 2015, **24**(3): 124–132.
严小飞, 叶东毅. 基于 Levy 飞行的改进菌群觅食算法[J]. *计算机系统应用*, 2015, **24**(3): 124–132.

[19] Benyoucef A S, Chouder A, Kara K, et al. Artificial bee colony based algorithm for maximum power point tracking (MPPT) for PV systems operating under partial shaded conditions[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, **32**: 38–48.

Applications of IBA for photovoltaic array under partially shaded condition

Wu Zhongqiang*, Yu Danqi, Kang Xiaohua

Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China



Equivalent circuit diagram of single photovoltaic battery

Overview: The photovoltaic system is familiar to people as the new energy. Because Photovoltaic components consist of silicon, it can be considered as a constant current source, with an anti parallel diode. And output voltage and output current can be measured by instruments, and then output power can be calculated. When the sun light is balance, characteristic of the output of PV arrays is the same as one PV component. When under the partially shaded condition, there are heat spots in PV arrays, which causes problems. Such as the output curve of solar battery will has multiple peaks. Under the partially shaded condition, traditional MPPT search methods often trap in local extremum or lose the maximum power point, and they have oscillation and instability. So intelligent algorithms are used to track the maximum power point to avoid the disadvantages that traditional methods have.

Many intelligent algorithms such as partial swarm optimization, genetic algorithm, fish algorithm and so on are used to track the maximum power point. Bat algorithm is considered to track the maximum power point of PV output curves, but there are many shortcomings in bat algorithm. So an improved bat algorithm is proposed and used to find global optimal point, by introducing chaos search strategy in initial arrangement which can improve the uniformity and ergodicity. The self-adapting weight is introduced to enhance the global searching ability of previous processing and the local searching ability of late processing, and Levy flight is introduced in the same time to create the saltation velocity to out of the local extremum and to jump out the local extremum. Dynamic contraction is also used to decrease the search section more effectively, so as to avoid premature convergence of the population affected by the local extremum.

To proof the efficiency of the improved algorithm, IBA is compared with PSO, BA and ABC. Results show that all of PSO, BA and ABC have disadvantages such as instability, large amplitude and easily to precocious, and optimization mechanism of IBA algorithm can avoid trapping in local extremum and enhance the stability. To realize the tracking of maximum power point of output curve, the improved algorithm is introduced into the Boost system, and simulation results are shown as statistical data in charts. The simulation results show that modified bat algorithm can find the global optimal point fast, with high precision, under the partially shaded condition.

Citation: Wu Z Q, Yu D Q, Kang X H. Applications of IBA for photovoltaic array under partially shaded condition[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, 45(5): 170711

Supported by Hebei Natural Science Foundation (F2016203006)

* E-mail: mewzq@163.com