

# 基于改进蚁狮优化算法的太阳电池模型参数辨识

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, 秦皇岛 066004)

**摘 要:** 提出一种改进蚁狮优化算法,引入混沌序列进行初始值的分配,增强种群的均匀性和遍历性;在个体更新部分引入粒子群算法的思想,分别以当前的最优个体与全局最优个体为目标进行计算,同时提高算法的局部和全局搜索能力;参考当前最优个体位移进行动态空间收缩,可有效减小个体的搜索范围,缩短寻优时间。与粒子群算法、蝙蝠和原蚁狮算法进行仿真对比并应用到太阳电池模型参数辨识中,验证其有效性。

**关键词:** 优化; 参数辨识; 太阳电池阵列; Lambert W 函数

**中图分类号:** TP273.4

**文献标识码:** A

## 0 引 言

随着可再生能源产品在生活中的应用越来越多,如何让其得到最有效的利用是亟待解决的问题。参数辨识对于能源系统建模有较大影响,一个精准程度不高的参数不但会造成较大的误差,甚至有可能导致最大功率点追踪失败<sup>[1]</sup>。当前,太阳电池模型参数辨识的主要求解方法有最小二乘法和智能算法。由于模型的非线性特性,采用线性最小二乘法的辨识精度相对较低,尤其是当外界温度和光照强度变化剧烈时,模型的失真度较大<sup>[2]</sup>,目前应用较少。目前应用到太阳电池模型参数辨识的智能算法有粒子群算法、遗传算法、猫群算法和人工蜂群算法等。其中,粒子群算法(PSO, partial swarm optimization)在初始化时对个体位置进行随机分布,通过全局和当前2个最优个体对整体进行引导及最优点搜索<sup>[3]</sup>,其搜索结果在一定概率上会非常精确,但算法收敛性受初始粒子的分布影响较大,因此常出现早熟的情况。文献[4]对粒子群算法进行改进,将粒子群算法与混沌及自适应调节相结合,增强了算法在全局搜索与局部搜索方面的平衡性,降低了算法迭代次数,提高了参数辨识的准确性和可靠性,通过大量实验,对遮荫情况下的太阳电池参数进行辨识,总结得到太阳电池模型参数随辐照度变化的影响规律。遗传算法(GA, genetic

algorithm)通过某种编码机制把对象统一赋予由特定符号按一定顺序排成的串,具有选择、交换、突变的替换方式<sup>[5]</sup>,其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,但存在易早熟、局部搜索能力差、速度慢等不足。文献[6]引入模糊推理提高遗传算法效率,利用模糊知识对遗传算法的交换、突变的概率进行不同定义,实现对太阳电池模型的参数辨识,同时这种改进的遗传算法也被用于最大功率点的预测。文献[7]采用猫群算法估计未知的单二极管和双二极管模型的参数,猫群算法(CSO, cat swarm optimization)将猫的搜寻和跟踪2种行为结合起来,算法中令一部分猫处于搜寻模式,其余的猫处于跟踪模式<sup>[8]</sup>,2种模式通过一定的结合率进行交互,之后保留较好的部分,猫群算法的优点在于其灵活性,能快速收敛,但其机制简单、可选择的参数少、容易早熟。人工蜂群算法(ABC, artificial bee colony algorithm)模拟蜂群的采蜜过程,通过不同角色蜜蜂间的交流、转换和协作来实现群体智能,其特点在于控制参数少、易于实现、计算简洁、鲁棒性强等。文献[9]采用人工蜂群算法对太阳电池模型参数进行估计,提高太阳电池参数辨识的精确度,实现在缺少初始参数的情况下对模型参数的辨识。

本文针对蚁狮算法(ALO, ant lion optimizer)存

收稿日期: 2017-06-05

基金项目: 河北省自然科学基金(F2016203006)

通信作者: 吴忠强(1966—), 男, 博士、教授, 主要从事太阳能发电方面的研究。mewzq@163.com

在收敛速度慢、受初始值的影响大且易早熟等不足,提出改进的蚁狮算法(IALO, improved ant lion optimizer)。改进蚁狮算法引入混沌序列进行初始值的分配,增强种群的均匀性和遍历性;在个体更新部分引入粒子群算法的思想,分别以当前的最优个体与全局最优个体为目标进行计算,同时提高算法的局部和全局搜索能力;采用可收缩空间公式,有效减小个体的搜索范围,缩短寻优时间。将其与粒子群算法、蝙蝠算法和原蚁狮算法进行对比,并应用到太阳能电池模型的参数辨识中,验证其有效性。

## 1 太阳能电池模型及变换

单个太阳能电池的等效电路如图 1 所示。图中需要测量的变量为输出电流  $I$ 。

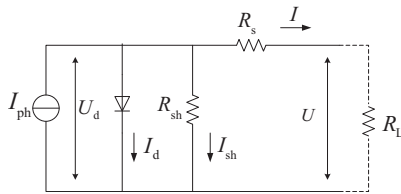


图 1 单个太阳能电池等效电路图

Fig. 1 Equivalent circuit diagram of single photovoltaic battery

太阳能电池输出特性的相关表达式为<sup>[10]</sup>:

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

式中,  $I_{ph}$  —— 光生电流;  $I_o$  —— 太阳能电池内部的反向饱和电流;  $q$  —— 电荷量;  $U$  —— 太阳能电池的开路电压;  $R_s$  —— 等效的串联电阻;  $A$  —— 二极管的品质因数;  $k$  —— 玻耳兹曼常量;  $T_a$  —— 环境温度;  $R_{sh}$  —— 等效并联电阻。

由式(1)可看出输出电流包含于表达式中, 为了便于提出所需电流参量, 引入 Lambert W 函数对太阳能电池模型进行变换。Lambert W 函数用于解决  $Y(x) = Xe^x$  类超越函数的解, 其解  $X$  为  $W(Y(x))$ <sup>[11]</sup>, 称之为 Lambert W 函数, 可利用 Matlab 软件处理该函数。

$$\exp \left( \frac{R_s}{AV_{th}} I + \frac{U}{AV_{th}} \right) = - \frac{R_{sh} + R_s}{R_{sh} I_o} I + \frac{R_{sh}(I_{ph} + I_o) - U}{R_{sh} I_o} \quad (2)$$

其中  $V_{th} = KT/q$ 。

式(2)两端同时除以式(3), 得:

$$\frac{AV_{th}(R_{sh} + R_s)}{R_{sh} R_s I_o} \exp \left[ \frac{R_s I}{AV_{th}} - \frac{R_s(I_{ph} R_{sh} + I_o R_{sh} - U)}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \right] \quad (3)$$

可得到  $Y(x) = Xe^x$  的形式, 进而可依据 Lambert W 函数的性质转化为  $X = W(Y(x))$  形式, 其中取  $X$ 、 $Y(x)$  为:

$$X = \left[ - \frac{R_s}{AV_{th}} I + \frac{R_s(I_{ph} R_{sh} + I_o R_{sh} - U)}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \right]$$

$$Y(x) = \frac{R_{sh} R_s I_o}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \times \exp \left[ \frac{U}{AV_{th}} + \frac{R_s(I_{ph} R_{sh} + I_o R_{sh} - U)}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \right] \quad (4)$$

进一步得到电流参量为:

$$I = \frac{R_{sh}(I_{ph} + I_o) - U}{R_{sh} + R_s} - \frac{AV_{th} W \left\{ \frac{R_{sh} R_s I_o}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \exp \left[ \frac{R_{sh} R_s (I_{ph} + I_o) + R_{sh} U}{AV_{th}(R_{sh} + R_s)} \right] \right\}}{R_s} \quad (5)$$

## 2 蚁狮优化算法

蚁狮优化算法<sup>[12]</sup>是受自然界中蚁狮猎捕蚂蚁的狩猎机制启发而提出的一种群体智能优化算法。自然界中蚁狮在沙中沿圆形轨迹移动, 利用下颚挖出一个诱捕蚂蚁的圆锥形坑, 当随机移动的蚂蚁陷入坑中时, 蚁狮便捕食之并重新修缮坑穴等待下一只猎物(蚂蚁), 蚁狮相当于问题的解, 通过猎捕适应度高的蚂蚁实现对近似最优解的更新和保存。该算法在优化过程中遵循以下准则: ①蚂蚁采用不同的路径在搜索空间随机游走, 随机游走适用于所有维度的蚂蚁, 且蚂蚁随机游走受蚁狮陷阱的影响; ②蚁狮能建立与适应度值相称的陷阱, 且陷阱越大(适应度越好)的蚁狮捕获蚂蚁的概率越高; ③随机游走范围随着蚂蚁对蚁狮的移动而减小; ④蚁狮在捕获猎物附近重新定位新位置, 并重建陷阱以适应捕获猎物后的变化。

蚂蚁数量与蚁狮数量相同, 为了模仿蚂蚁与蚁狮之间的关系, 蚂蚁在寻找食物的过程中, 要通过或围绕蚁狮陷阱位置的随机游走, 以实现搜索空间的探索。精英蚁狮个体会捕捉到更多的蚂蚁, 在蚂蚁游走的过程中, 它们的搜索走向与游走距离会根据蚁狮和精英蚁狮的陷阱位置而发生变化, 即蚂

蚁的位置会向蚁狮个体和精英个体进行学习, 以保证种群的多样性和算法的寻优性能, 蚂蚁随机选择的位移由式(6)来实现<sup>[13]</sup>。蚂蚁与蚁狮的种群数量均为  $N$ , 维数为  $D$ 。

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \text{cumsum}(2r(t_2) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_M) - 1)] \quad (6)$$

$$r(t) = \begin{cases} 1, & \text{rand} > 0.5 \\ 0, & \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $\text{cumsum}$  —— 计算元素累积和的函数;  $r(t)$  —— 随机函数, 其中下标  $M$  为最大迭代次数,  $t$  为当前的迭代次数;  $\text{rand}$  —— 随机数, 范围是  $[0, 1]$ 。

蚂蚁的位置保存在位置矩阵  $\mathbf{M}_{\text{Ant}}$  中,  $A_{ij}$  为第  $i$  个蚂蚁第  $j$  维的位置值; 适应度值  $f_i$  保存在矩阵  $\mathbf{M}_{\text{OA}}$  中, 蚁狮的位置保存在矩阵  $\mathbf{M}_{\text{Antlion}}$  中,  $AL_{ij}$  为第  $i$  个蚁狮第  $j$  维的位置值; 蚁狮的适应度  $f_{li}$  保存在矩阵  $\mathbf{M}_{\text{OAL}}$  中。其中精英个体为最优秀的一个蚁狮个体<sup>[14]</sup>。

$$\mathbf{M}_{\text{Ant}} = \begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & \dots & A_{1,D} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & \dots & A_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{N,1} & A_{N,2} & \dots & A_{N,D} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{M}_{\text{OA}} = \begin{bmatrix} f_1([A_{1,1} & A_{1,2} & \dots & A_{1,D}]) \\ f_2([A_{2,1} & A_{2,2} & \dots & A_{2,D}]) \\ \vdots \\ f_N([A_{N,1} & A_{N,2} & \dots & A_{N,D}]) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{M}_{\text{Antlion}} = \begin{bmatrix} AL_{1,1} & AL_{1,2} & \dots & AL_{1,D} \\ AL_{2,1} & AL_{2,2} & \dots & AL_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ AL_{N,1} & AL_{N,2} & \dots & AL_{N,D} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{M}_{\text{OAL}} = \begin{bmatrix} f_{L1}([AL_{1,1} & AL_{1,2} & \dots & AL_{1,D}]) \\ f_{L2}([AL_{2,1} & AL_{2,2} & \dots & AL_{2,D}]) \\ \vdots \\ f_{LN}([AL_{N,1} & AL_{N,2} & \dots & AL_{N,D}]) \end{bmatrix} \quad (11)$$

蚂蚁的随机位移步长以式(6)为基础进行计算。蚂蚁的位置更新公式中存在随迭代次数而变化的随机位移, 每代的步长均有一定范围, 为了保证更新的蚂蚁位置处于当前迭代次数的范围之内, 采用式(12)进行计算。

$$R'_i = \frac{(X'_i - c_i) \times (d'_i - c'_i)}{d_i - c_i} + c_i \quad (12)$$

$$d' = d'/I \quad (13)$$

$$c' = c'/I \quad (14)$$

$$I = 10^{\frac{w}{M}} \quad (14)$$

式中,  $R'_i$  —— 归一化的位移;  $X'_i$  —— 第  $i$  个蚂蚁第  $t$  次迭代的随机位移;  $d_i$  和  $c_i$  —— 第  $i$  个蚂蚁位移的最大值和最小值;  $d'_i$  和  $c'_i$  —— 第  $i$  个蚂蚁第  $t$  次迭代位移的最大值和最小值:  $d'_i = \text{Antlion}'_i + d'$ ,  $c'_i = \text{Antlion}'_i + c'$ , 其中  $\text{Antlion}'_i$  是被选中的第  $i$  个蚁狮第  $t$  次迭代的位置,  $d'$  和  $c'$  分别是所有蚂蚁第  $t$  次迭代位移的最大值和最小值<sup>[15]</sup>, 会随迭代次数的增加而减小; 当迭代次数不同时,  $I$  随之发生变化, 在满足  $\frac{t}{M} > 0.10$  时,  $w$  为 2; 在满足  $\frac{t}{M} > 0.50$  时,  $w$  为 3; 在满足  $\frac{t}{M} > 0.75$  时,  $w$  为 4; 在满足  $\frac{t}{M} > 0.90$  时,  $w$  为 5; 在满足  $\frac{t}{M} > 0.95$  时,  $w$  为 6<sup>[16]</sup>。

蚂蚁个体的位移更新公式为:

$$\text{Ant}'_i = \frac{R'_A + R'_E}{2} \quad (15)$$

式中,  $R'_A$  —— 以第  $t$  次迭代轮盘赌选择的蚁狮个体为基础的位移;  $R'_E$  —— 以第  $t$  次迭代的精英个体为基础的位移<sup>[17]</sup>。

在蚂蚁位置更新后, 求取相应的适应度值, 当蚂蚁的适应度值优于蚁狮的适应度值时, 用相应的蚂蚁位置代替蚁狮的位置。蚁狮算法的流程为:

1) 初始化群体值: 最大迭代次数  $M$ ; 蚂蚁个体与蚁狮个体数目相同均为  $N$ , 维数为  $D$ ;

2) 随机初始化蚂蚁和蚁狮的位置值, 分别存储在矩阵  $\mathbf{M}_{\text{Ant}}$  和  $\mathbf{M}_{\text{Antlion}}$  中, 计算蚂蚁与蚁狮的适应度值, 分别存储在矩阵  $\mathbf{M}_{\text{OA}}$  和  $\mathbf{M}_{\text{OAL}}$  中;

3) 迭代循环开始, 找出最优的一个蚁狮适应度值, 并取相应的个体为精英个体, 即全局最优值;

4) 根据式(13)和式(14)更新当前迭代次数所有蚂蚁位移的最大值和最小值  $d'$  和  $c'$ , 并求出相应的  $d'_i$  和  $c'_i$ ;

5) 根据式(6)、式(7)和式(12)产生分别以蚁狮个体和精英个体为基础的位移步长  $R'_A$  和  $R'_E$ ;

6) 根据式(15)对蚂蚁个体的位移进行更新, 并求出所有个体的适应度值;

7) 如果某个蚂蚁个体的适应度值优于其对应位置蚁狮个体的适应度值即  $f(\text{Ant}'_i) > f(\text{Antlion}'_i)$ , 则用蚂蚁位置代替蚁狮位置;



8) 如果达到最大迭代次数, 循环结束, 并返回精英个体值; 若未达到最大迭代次数, 返回第 3) 步。

### 3 改进蚁狮优化算法

改进蚁狮算法(IALO)的细节: 为避免发生早熟现象, 进一步提高优化效率, 引入混沌序列进行初始值的分配, 增强种群的均匀性和遍历性。由于立方映射产生混沌变量的均匀性较好, 因此采用立方映射方法进行蚂蚁和蚁狮的初始位置设置, 首先产生一个随机初始序列  $x$ , 元素范围均在  $[0, 1]$  之间, 代入立方映射式(16), 产生混沌序列。

$$L_{ij} = 4x_{ij}^2 - 3x_{ij} \quad (16)$$

式(16)中的  $x_{ij}$  可以是蚂蚁的位置  $A_{ij}$  也可以是蚁狮的位置  $AL_{ij}$ , 初始值只要不为零, 产生的序列就会有效, 之后再由式(17)映射返回求解空间。

$$x_{ij}^* = \frac{1}{2(ub - lb)} L_{ij} + \frac{1}{2(ub + lb)} \quad (17)$$

式中,  $x^*$  ——返回求解空间后赋给蚂蚁或蚁狮个体的值;  $ub$ 、 $lb$  ——求解空间的上、下界。

在个体位移更新部分引入粒子群算法的思想, 分别以当前最优个体与全局最优个体为目标进行计算, 如式(18)所示。

$$R_i' = c_1(antbest_i' - R_i') + c_2(antbest' - R_i') + R_i' \quad (18)$$

式中,  $antbest_i'$  ——当前最优个体的位移;  $antbest'$  ——全局最优个体的位移;  $c_1$ 、 $c_2$  ——学习因子,  $c_1 + c_2 = 1$ 。

参考当前最优个体位移进行动态空间收缩, 有目标地减小个体搜索范围, 进一步缩短寻优时间。根据需求, 上下界采用不同的收缩速度如式(19)所示:

$$\begin{aligned} d_i' &= -0.1(1 - t/M)antbest_i' + d' \\ c_i' &= (1 - t/M)antbest_i' + c' \end{aligned} \quad (19)$$

改进蚁狮优化算法流程为:

1) 初始化群体值: 最大迭代次数  $M$ ; 蚂蚁个体数目与蚁狮个体数目均为  $N$ , 维数  $D$ ; 求解空间的上界  $ub$  与下界  $lb$ ;

2) 根据式(18)混沌初始化蚂蚁和蚁狮的位置值, 分别存储在矩阵  $\mathbf{M}_{Ant}$  和  $\mathbf{M}_{Antlion}$  中, 计算蚂蚁与蚁狮的适应度值, 分别存储在矩阵  $\mathbf{M}_{OA}$  和  $\mathbf{M}_{OAL}$  中;

3) 按照适应度的优劣, 混合排列蚁狮群体与蚂

蚁群体, 取前  $N$  个个体为新的蚁狮群体, 在蚁狮群体中找出其中适应度最优的个体为全局最优个体, 即全局最优值;

4) 根据式(13)、式(14)更新当前迭代次数所有蚂蚁位移的最大值和最小值  $d'$  和  $c'$ ;

5) 根据式(19)对当前迭代的蚂蚁与蚁狮的个体空间分别进行动态空间收缩, 求出相应的  $d_i'$  和  $c_i'$ ;

6) 根据式(12)、式(18)进行位移步长  $R_i'$  的计算, 并使用式(15)对蚂蚁个体位移进行更新, 求出所有个体的适应度值;

7) 如果达到最大迭代次数, 循环结束, 并返回精英个体值; 若未达到最大迭代次数, 返回第 3) 步。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 IALO 算法性能校验

选择 4 个标准测试函数对 IALO 算法进行校验, 并与 PSO、BA 和 ALO 算法进行比较。测试函数如表 1 所示。在测试函数中, 粒子的个体总数统一设置为 20, 维数设为 30, 算法的迭代次数统一设为 200 次, 每个算法的独立运行次数为 10 次。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  $\gamma$  为 0.05, 最大脉冲音强  $A$  为 0.2, 脉冲音强的衰减系数  $\alpha$  为 0.95, 脉冲频率范围  $[Q_{\min}, Q_{\max}]$  为  $[0, 2]$ ; ALO 算法的参数设置为: 蚂蚁个体与蚁狮个体数目相同, 均为粒子的个体总数; IALO 算法参数设置为  $c_1=0.4$ ,  $c_2=0.6$ 。在表 1 所列的函数中, Branin 函数有 3 个全局最小值, 同时具有若干个局部极值, 且极值点都非常接近; Griewank 是非线性多峰值函数, 具有若干个局部极值并且震荡幅度较大; Schaffer F6 是具有强烈震荡的非线性多值函数, 有很多局部极值; Ackley 函数具有多个峰值, 且对应的横坐标均处于彼此的小范围邻域内。PSO、BA、ALO 与 IALO 算法的性能检测结果如表 2 所示。

表1 标准测试函数

Table 1 Condition of algorithms						
函数名称	范围	种群数	维数	迭代次数	独立运行次数	理论最优值
Branin	$[-5,15]$	20	30	200	10	0.3979
Griewank	$[-600,100]$	20	30	200	10	0
Schaffer F6	$[-100,100]$	20	30	200	10	-1.0000
Ackley	$[-30,30]$	20	30	200	10	0

表2 标准测试函数结果比较

Table 2 Effort of algorithms												
函数名称	PSO			BA			ALO			IALO		
	AB	B	C	AB	B	C	AB	B	C	AB	B	C
Branin	0.3979	0	0.0611	1.1767	0.6085	0.0101	0.3979	0	6.9587	0.3979	0	5.4053
Griewank	0.1894	0.0008	0.0780	0.3106	0.0032	0.0434	1.1700	0.0279	6.9438	0	0	6.0679
Schaffer F6	-1.0000	0	0.0873	-0.9893	0.0001	0.0339	-0.9922	0.0001	6.8438	-1.0000	0	2.7550
Ackley	2.9844	0.0203	0.0604	3.3223	0.0363	0.0274	14.6952	1.2315	3.2838	0	0	2.7632

注:AB—最优值的平均值;B—最优值的均方差;C—平均收敛时间,s。

由表2可知,IALO算法对于4种非线性函数的寻优问题,均找到了全局极值。PSO算法在Branin和Schaffer F6测试函数的寻优中找到了全局极值;在Griewank测试函数的寻优中,与全局极值存在偏差,最优值结果为0.1894;在Ackley测试函数的寻优中,出现了大幅度震荡的情况,最优值结果为2.9844。BA算法对4种测试函数的寻优结果都较差,存在不同幅度震荡的情况,未找到全局极值。ALO算法在Branin测试函数的寻优中找到了全局极值,在Griewank测试函数的寻优中,与全局极值存在偏差,最优值结果为1.1700;在Schaffer F6函数的寻优中存在小幅震荡,在Ackley测试函数的寻优中,出现大幅震荡情况,最优值结果为14.6952。相比较而言,各因素均相同时,IALO算法的寻优结果最好。

4.2 各种优化算法在太阳电池模型参数辨识中的应用

实验平台如图2所示,厂家所给数据及太阳电池模型的参数值如表3所示。

采用的适应度函数为:

$$f(X)=\sqrt{(I_{std}-I_{cal})^2}$$
 (20)

式中,X——由辨识参数组成的向量, $X=[I_{ph},I_o,A,R_s,R_{sh}]$ ;  $I_{std}$ ——测量的电流值;  $I_{cal}$ ——

由式(5)计算的电流值。

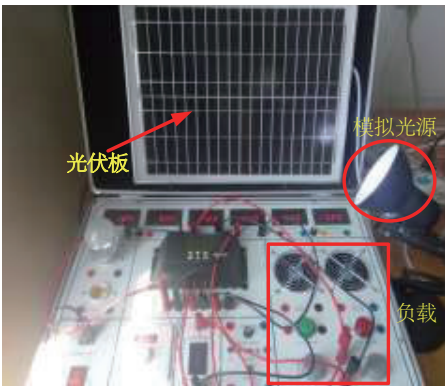


图2 太阳能测量实验平台

Fig. 2 Experimental platform

表3 厂家提供的数据

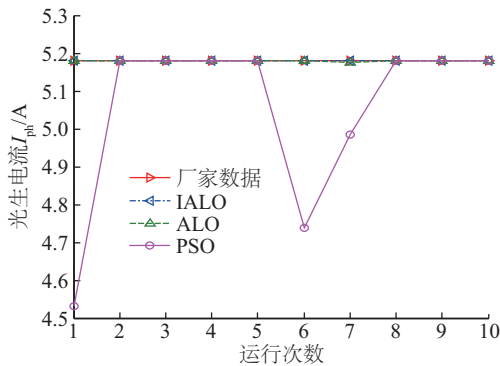
Table 3 Parameters proposed by manufacturer					
参数	$I_{ph}/A$	$I_o/\mu A$	$A$	$R_s/\Omega$	$R_{sh}/\Omega$
数值	5.18	1.02	48.00	0.15	300.00

注:A—品质因数。

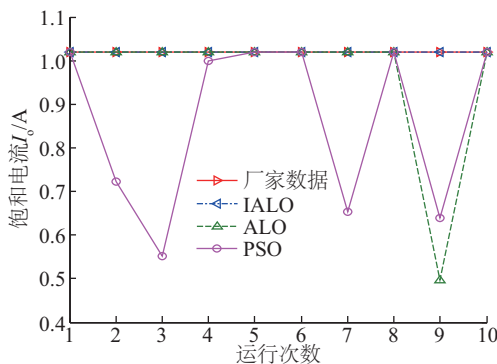
要辨识的5个参数( $I_{ph}$ 、 $I_o$ 、 $A$ 、 $R_s$ 、 $R_{sh}$ )与辐照度S的关系按如下思路获得:不同辐照度下,不断采集太阳电池的输出电流,再与由式(5)计算所得的模型输出电流进行比较,模型中5个要辨识的参数为待优化的变量,采用蚁狮优化算法优化,

使适应度函数(式 20)最小,即得到要辨识的值,此时模型与实际太阳电池等价。太阳电池的参数与辐照度的关系也被模拟出来。其中参数如何随光照变化与蚁狮优化算法无关(也可采用其他优化算法),是由采集的输出电流和式(5)所示的模型共同决定的,即由辨识的数据和模型共同决定的,优化算法只是影响辨识的速度和收敛的精度。

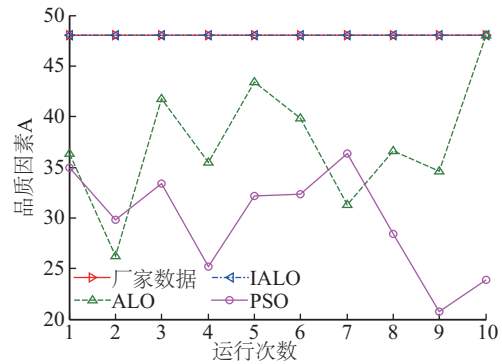
取标准光照条件为:  $1000 \text{ W/m}^2$ ,  $25^\circ\text{C}$ 。算法中共用的参数设置为:最大迭代次数  $M$  为 35,个体数目  $N$  为 20。PSO 算法参数的设置为:粒子个体的惯性权重  $w$  为 0.08,学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  均选为 2,粒子的最大速度  $v_{\max}$  选为 2。ALO 算法中蚂蚁个体数目与蚁狮个体数目相同,均为粒子的个体总数。IALO 算法中的参数设置为  $c_1=0.4$ ,  $c_2=0.6$ 。各算法独立运行 10 次之后,得到的参数辨识结果如图 3 所示。由图 3 可知,对于参数  $I_{\text{ph}}$ ,ALO 算法与 IALO 算法都能找到最优值,而 PSO 算法有 3 次未找到;对于参数  $I_0$ ,IALO 算法能找到最优值,ALO 算法有 1 次未找到,PSO 算法有 5 次未找到;对于参数  $A$ ,IALO 算法能找到最优值,ALO 算法有 1 次找到,PSO 算法未找到;对于参数  $R_s$ ,IALO 算法有 1 次未找到最优值,ALO 算法也有 1 次未找到,且



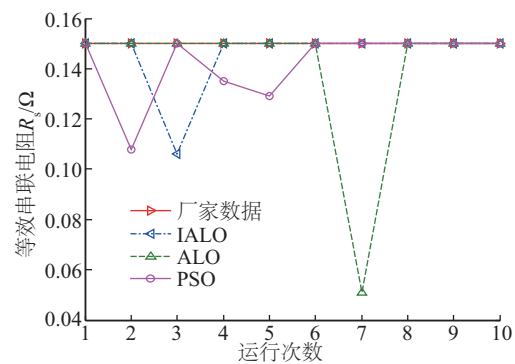
a. 3 种算法运行 10 次的  $I_{\text{ph}}$  结果比较



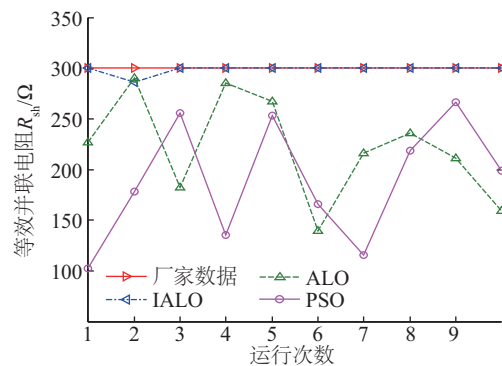
b. 3 种算法运行 10 次的  $I_0$  结果比较



c. 3 种算法运行 10 次的  $A$  结果比



d. 3 种算法运行 10 次的  $R_s$  结果比较



e. 3 种算法运行 10 次的  $R_{\text{sh}}$  结果比较

图 3 光伏模型参数辨识曲线

Fig. 3  $U$ - $I$  curve of identification of parameters of photovoltaic model

偏离幅度比 IALO 算法大, PSO 算法有 3 次未找到;对于参数  $R_{\text{sh}}$ ,IALO 算法有 1 次未找到最优值,ALO 算法与 PSO 算法未找到。因此相较而言,IALO 算法对于组合参数的辨识结果较好。运行 10 次参数辨识最优值的平均值( $AB$ )、最优值的均方差( $B$ )和平均收敛时间( $C$ ,单位为  $\text{s}$ )如表 4 所示。

表4 太阳电池模型的参数辨识结果

Table 4 Parameter identification result of solar cell model

算法	参数	$I_{ph}/A$	$I_o/A$	$A$	$R_s/\Omega$	$R_{sh}/\Omega$
IALO	$AB$	5.180	1.020	48.0000	0.146	298.645
	$B$	0.000	0.000	0.0000	0.008	2.439
	$C$			0.0755		
ALO	$A$	5.180	0.968	37.3760	0.140	221.515
	$AB$	0.001	0.094	4.7150	0.018	39.794
	$C$			0.1100		
PSO	$AB$	5.052	0.867	29.7170	0.142	188.939
	$B$	0.180	0.180	4.1410	0.011	49.459
	$C$			0.2866		

由表4可知,由IALO算法得到的辨识结果是3个算法中最接近厂家提供的数据的一组,参数的均方差最小,并且收敛时间最快。ALO算法对于 $I_{ph}$ 的辨识较好、均方差较小,其余参数的均方差较大。PSO算法对于 $R_s$ 的辨识结果较好,其余参数的辨识结果均较差。根据表4各算法的辨识结果得到的模型输出特性曲线如图4所示。由图4可见,IALO算法的辨识结果与厂家提供的参数拟合的程度最好。

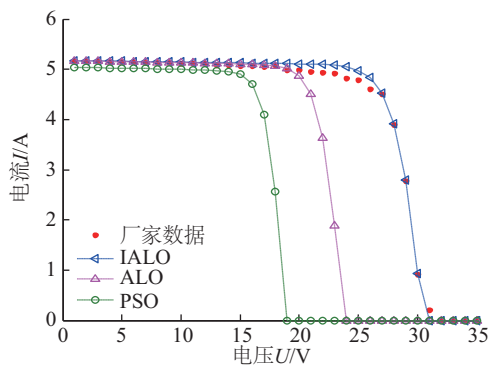


图4 由各算法辨识结果得到的输出特性曲线比较

Fig. 4 Comparison of output characteristic curves achieved by identification parameters results

4.3 不同辐照度下太阳电池模型的参数辨识

取辐照度分别为1000、800、600和400 W/m<sup>2</sup>。IALO算法运行10次,得到的太阳电池模型参数辨识最优值的平均值如表5所示。由表5可得模型参数随辐照度变化的曲线,如图5所示。由图5可知,在不同辐照度 $S$ 下,光生电流 $I_{ph}$ 随辐照度的增大

而逐渐增大,暗电流 $I_o$ 和品质因数 $A$ 几乎无变化,串联电阻 $R_s$ 和并联电阻 $R_{sh}$ 随着光照强度增大而逐渐减小。以上结论与理论结果一致。

表5 不同光照条件下太阳电池模型参数辨识平均值

Table 5 Average of parameter identification of solar cell model under different illumination

辐照度/ $W \cdot m^{-2}$	$I_{ph}/A$	$I_o/A$	$A$	$R_s/\Omega$	$R_{sh}/\Omega$
1000	5.108	1.006	47.337	0.148	295.856
800	4.099	1.009	47.458	0.158	346.168
600	3.055	1.003	47.188	0.167	442.387
400	2.052	1.010	47.537	0.178	594.208

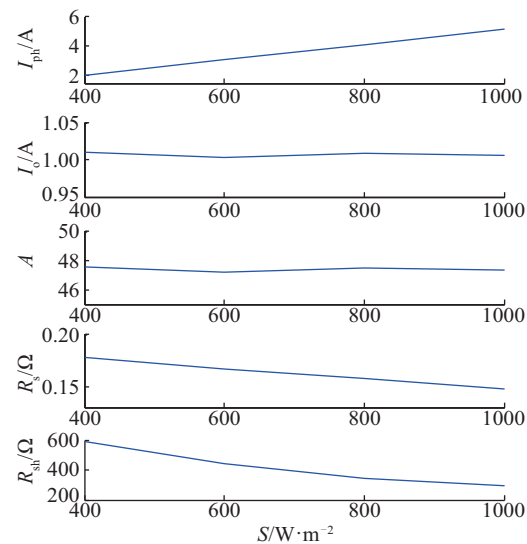


图5 不同辐照度下的模型参数辨识的平均值曲线

Fig. 5 Curve of average value of identification result under different illuminations



由表 5 的辨识结果得到的模型输出特性曲线如图 6 所示。由图 6 可见,在不同辐照度下,IALO 算法的辨识结果与采样得到的数据拟合程度均较好。

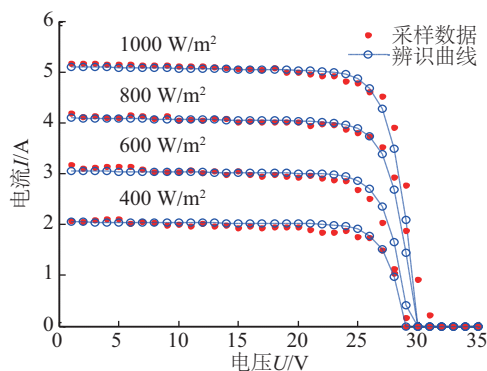


图 6 由辨识结果得到的不同辐照度下的输出特性曲线

Fig. 6 Curves of sampling output characteristic from identification parameters results under different illuminations

## 5 结 论

针对蚁狮算法存在的收敛速度慢、易早熟等不足,提出改进的蚁狮算法。引入混沌序列进行初始值的分配,增强种群的均匀性和遍历性;在个体更新部分引入粒子群算法的思想,分别以当前的最优个体与全局最优个体为目标进行计算,同时提高算法的局部和全局搜索能力;采用收缩空间方法,有效减小个体的搜索范围,缩短寻优时间。对标准函数的寻优比较可看出,改进蚁狮算法能有效地找到最优值,且寻优时间短精度高,优于 PSO、BA 和 ALO 算法。在太阳电池模型参数辨识中的应用可看出,改进蚁狮算法能有效地找到最优的参数组合,并寻优时间短精度高,利于有效监测太阳电池的运行状态。

### [参考文献]

- [1] Oana Mares, Marius Paulescu, Viorel Badescu. A simple but accurate procedure for solving the five-parameter model[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 105: 139—148.
- [2] 孙以泽, 彭乐乐, 孟 焯, 等. 基于 Lambert W 函数的太阳电池组件参数提取及优化[J]. 太阳能学报, 2014, 35(8): 1429—1434.
- [2] Sun Yize, Peng Lele, Meng Zhuo, et al. Parameters extraction and optimization for PV module based on

Lambert W function[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2014, 35(8): 1429—1434.

- [3] Mohammadmehdi Seyedmahmoudian, Saad Mekhilef, Saad Mekhilef, 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): 023102-1—023102-13.
- [4] 程 泽, 董梦男, 杨添凯, 等. 基于自适应混沌粒子群算法的光伏电池模型参数辨识[J]. 电工技术学报, 2014, 29(9): 245—252.
- [4] Cheng Ze, Dong Mengnan, Yang Tiankai, et al. Extraction of solar cell model parameters based on self-adaptive chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(9): 245—252.
- [5] Sonveer Singh, Sanjay Agrawal, Arvind Tiwari, et al. Modeling and parameter optimization of hybrid single channel photovoltaic thermal module using genetic algorithms[J]. Solar Energy, 2015, 113: 78—87.
- [6] Sonveer Singh, Sanjay Agrawal. Parameter identification of the glazed photovoltaic thermal system using Genetic Algorithm- Fuzzy System (GA- FS) approach and its comparative study[J]. Energy Conversion and Management, 2015, 105: 763—771.
- [7] Guo Lei, Zhuo Meng, Sun Yize, et al. Parameter identification and sensitivity analysis of solar cell models with cat swarm optimization algorithm[J]. Energy Conversion and Management, 2016, 108: 520—528.
- [8] 聂晓华, 王 薇. 基于猫群算法的光伏阵列多峰 MPPT 控制策略[J]. 电力电子技术, 2016, 50(10): 39—48.
- [8] Nie Xiaohua, Wang Wei. Cat swarm optimization for MPPT of PV array under complex application environments[J]. Power Electronics, 2016, 50(10): 39—48.
- [9] Diego Oliva, Erik Cuevas, Gonzalo Pajares. Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization[J]. Energy, 2014, 72: 93—102.
- [10] Sudhakar Babu T, Rajasekar N, Sangeetha K. Modified particle swarm optimization technique based maximum power point tracking for uniform and partial shading condition[J]. Applied Soft Computing, 2015, 34: 613—624.
- [11] 王玉玲, 孙以泽, 彭乐乐, 等. 基于 Lambert W 函数的太阳能电池组件参数确定法[J]. 物理学报, 2012, 61



- (24): 248402-1—248402-6.
- [11] Wang Yuling, Sun Yize, Peng Lele, et al. Parameter extraction for photovoltaic module based on Lambert W function[J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(24): 248402-1—248402-6.
- [12] 李宗妮, 吴伟民, 林志毅. 一种采用改进蚁狮优化算法的图像增强方法[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(4): 1258—1265.
- [12] Li Zongni, Wu Weimin, Lin Zhiyi. Image enhancement method based on improved antlion optimization algorithm [J]. *Application Research of computers*, 2018, 35(4): 1258—1265.
- [13] Emary E, Zawbaa Hossam M, Hassanien Aboul Ella. Binary ant lion approaches for feature selection[J]. *Neurocomputing*, 2016, 21: 54—65.
- [14] 赵世杰, 高雷阜, 于冬梅, 等. 带混沌侦查机制的蚁狮优化算法优化SVM参数[J]. *计算机科学与探索*, 2016, 10(5): 722—731.
- [14] Zhao Shijie, Gao Leifu, Yu Dongmei, et al. Ant lion optimizer with chaotic investigation mechanism for optimizing SVM parameters [J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2016, 10(5): 722—731.
- [15] Seyedali Mirjalil. The ant lion optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2015, 83: 80—98.
- [16] More Raju, Lalit Chandra Saikia, Nidul Sinha. Automatic generation control of a multi-area system using ant lion optimizer algorithm based PID plus second order derivative controller [J]. *Electrical Power and Energy Systems*, 2016, 80: 52—63.
- [17] Rajan Abhishek, Jeevan K, Malakar T. Weighted elitism based ant lion optimizer to solve optimum VAR planning problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55: 352—370.

## PARAMETER IDENTIFICATION OF SOLAR CELL MODEL BASED ON IMPROVED ANT LION ALGORITHM

Wu Zhongqiang, Yu Danqi, Kang Xiaohua

(Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** An improved ant lion algorithm was proposed, which allocates the initial positions of individuals by chaotic sequence, enhancing the population uniformity and ergodicity. The idea of particle swarm algorithm is introduced in the position updating of individuals, and the position of individuals is calculated based on the current best individuals and the overall best individual to enhance the capability of local and overall searching. The dynamic convergence by referring to the current optimal individual displacement is used to decrease the search range and shorten the time of optimization efficiently. The improved ant lion algorithm is compared with particle swarm algorithm, bat algorithm and ant lion algorithm in the identification of parameters of the solar cell model to verify validity.

**Keywords:** optimization; parameter identification; solar cell array; Lambert W function