

# 蜂群算法在太阳能电池组件参数辨识中的应用

简献忠<sup>1</sup>, 吴明伟<sup>1</sup>, 肖儿良<sup>1</sup>, 姜冠祥<sup>2</sup>, 蔡留美<sup>2</sup>, 郑照平<sup>2</sup>

(1. 上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 上海雄博精密仪器股份有限公司, 上海 200444)

**摘 要:** 针对太阳能电池组件参数辨识精确度不高的问题, 提出一种采用蜂群算法应用于参数辨识的方法。太阳能电池组件模型采用单二极管串并联模型, 在确定太阳能组件参数范围后, 利用提出的蜂群算法对电池组件参数进行辨识。在蜂群算法中, 不同的蜜蜂用不同类型的路径修改自己的位置, 从而避免了过早收敛于局部最优解, 进行全局搜索最优解。实验结果表明, 蜂群优化算法的辨识的均方根差值为0.00241, 计算电流(测量的25组电流值)总误差为0.0413, 明显优于混沌无性繁殖算法、混沌粒子群算法、模式搜索算法、模拟退化算法, 为太阳能电池组件的参数辨识提供了一种新的方法。

**关键词:** 太阳能电池组件; 参数辨识; 蜂群算法; 均方根差

**中图分类号:** TK01

**文献标识码:** A

## 0 引 言

近年来, 随着传统能源的日趋匮乏, 可再生能源已成为人们取代传统能源的首选。而太阳能正是以其安全可靠、无污染、适用性强等诸多优点成为令全世界瞩目的新能源, 太阳能电池是太阳能的主要利用形式<sup>[1]</sup>。太阳能电池特性的研究对太阳能电池的生产和应用具有重要的意义。

针对太阳能电池的特性研究, 光生电流、反向饱和电流、二极管理想因子、串联电阻和并联电阻的参数模型成为广泛利用的数学模型。 $I-V$  曲线是对太阳能电池的宏观描述, 参数模型是太阳能电池模型内部特性的反映<sup>[2]</sup>, 通过对太阳能电池参数的辨识可得到电压电流的关系, 文献[3]对太阳能电池单体的参数进行辨识, 获得了其内部特性, 对太阳能电池的生产具有重要作用, 但在太阳能电池的实际使用中, 其是以若干个太阳能电池单体经过串、并联组成的太阳能电池组件<sup>[4]</sup>形式工作, 它是太阳能电池工作的最小单元, 因此太阳能电池组件的研究对其工作以及 MPPT 具有重要作用。

如何准确辨识太阳能电池组件参数成为太阳能发电系统的应用基础, 智能算法对参数的辨识具有很好的效果。根据已有文献发现, 国内针对太阳能电池组件模型研究较少涉及。文献[4~11]分别对太阳能电池组件参数进行辨识, 但都存在辨识精度低的问题。由此本文提出人工蜂群算法(ABC)算法, 在该算法中, 不同的蜜蜂用不同类型的路径修改自己的位置, 从而避免了其过早的收敛于局部最优解<sup>[5]</sup>。并将其实验结果与混沌无性繁殖算法(CARO)<sup>[4]</sup>、Newton<sup>[6]</sup>、混沌粒子群算法(CPSO)<sup>[7]</sup>、模式搜索算法(PS)<sup>[8]</sup>、模拟退化算法(SA)<sup>[11]</sup>等算法进行比较, 结果证明 ABC 算法无论在均方根还是在计算电流值的误差方面都优于上述算法, 为太阳能电池组件参数辨识提供一种新的思路。

## 1 太阳能电池模型

太阳能电池模型主要分为单二极管模型与双二极管模型, 其中单二极管在实际应用中使用最为普遍。单二极管模型的等效电路图如图 1 所示, 图中  $I_L$ 、 $V_L$  为太阳能电池的输出电流、电压;  $I_d$  为二极管反

收稿日期: 2016-11-07

基金项目: 国家自然科学基金(2014AA110501); 上海市宝山区科委产学研项目(bkw2015130)

通信作者: 简献忠(1969—), 男, 博士、副教授、硕士生导师, 主要从事新能源、电能质量分析与无功优化等方面的教学与研究。  
1505849520@qq.com

向饱和电流、 $I_{sh}$  为电阻电流、 $I_{ph}$  为光生电流。

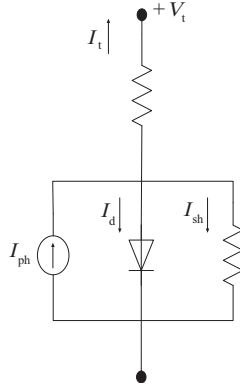


图1 单二极管模型等效电路

Fig. 1 Equivalent circuit of single diode model

### 1.1 单二极管模型

单二极管的数学模型方程为:

$$I_t = I_{ph} - I_{sd} \left\{ \exp \left[ \frac{q(V_t + I_t R_s)}{nkT} - 1 \right] \right\} - \frac{V_t + R_s I_t}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中,  $R_s$ 、 $R_{sh}$  —— 太阳电池的串联、并联电阻;  
 $q$  —— 电子电荷量;  $k$  —— 波尔兹曼常数;  $n$  —— 反向重组二极管的理想参数;  $T$  —— 电池的温度。单二极管电池需要辨识的参数分别为  $R_s$ 、 $R_{sh}$ 、 $I_{ph}$ 、 $I_{sd}$ 、 $n$ 。

### 1.2 太阳电池组建模型

太阳电池组件的模型如图2所示,其由若干个单二极管模型经过串联、并联组成。它的数学模型方程为:

$$I_t = I_{ph} N_p - I_{sd} N_p \left\{ \exp \left[ \frac{q \left( \frac{V_t}{N_s} + I_t \frac{R_s}{N_p} \right)}{nkT} - 1 \right] \right\} - \frac{\frac{V_t N_p}{N_s} + R_s I_t}{R_{sh}} \quad (2)$$

式中,  $N_p$ 、 $N_s$  —— 太阳电池的并联、串联数量。

为便于求解式中的未知参数,将式方程的参数移动同一边,形成它的齐次形式为式(3)。通过将实际测得的电压电流值与辨识的参数代入式中,即可求出每组测得的电压电流的  $f$  值,取其均方根(RMSE)作为评价指标。其中,  $N$  为实验数据中电压电流的组数,取均方根最小的值为参数辨识的最优解。参数的取值范围<sup>[10]</sup>如表1所示。

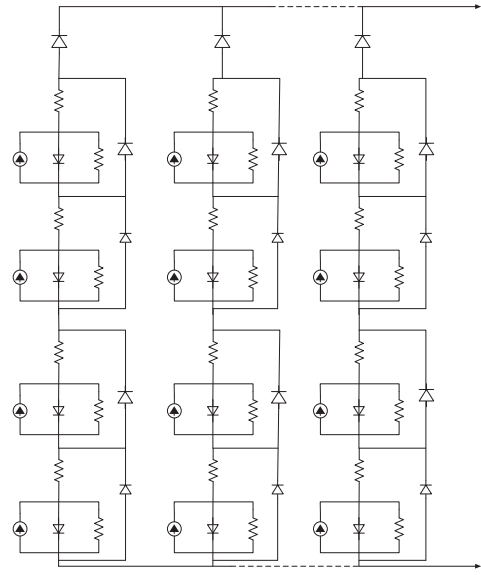


图2 太阳电池组件的等效电路

Fig. 2 Equivalent circuit of solar cell module

$$f_i(V_t, I_t, x) = I_t + I_{sd} N_p \left\{ \exp \left[ \frac{q \left( \frac{V_t}{N_s} + I_t \frac{R_s}{N_p} \right)}{nkT} - 1 \right] \right\} - \frac{\frac{V_t N_p}{N_s} + R_s I_t}{R_{sh}} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(V_t, I_t, x)]^2} \quad (4)$$

表1 太阳电池组件参数范围

Table 1 Parameter range of solar cell module

参数	下限	上限
$I_{ph}/A$	0	2
$I_{sd}/\mu A$	0	50
$R_s/\Omega$	0	2
$R_{sh}/\Omega$	0	2000
$N$	1	50

## 2 人工蜂群算法

人工蜂群算法是模仿蜜蜂行为而提出的一种集群智能算法,蜜蜂对花蜜的收集和处理是其智能行为的一个实例。蜂群和其他集群算法的最大区别在于,在蜜蜂群算法中,不同的蜜蜂用不同类型的路径修改自己的位置,从而避免了其结果过早收敛于局部最优解。

## 2.1 算法原理

在 ABC 中, 每个食物源被认为是一个  $d$  维向量位置, 目标函数表示被发现的食物源质量的好坏。所有的蜜蜂离开蜂巢出去觅食, 然后回来分享自己找到的食物的质量, 根据它们目前所找到的食物的质量好坏程度, 它们被分成跟随蜂和侦查蜂, 为了对蜜蜂进行分组, 所有的蜜蜂根据目标函数进行排名。在这种情况下, 选择那种目标函数较好的蜜蜂作为跟随蜂, 将选出来的下等的蜜蜂作为侦查蜂。同时在跟随蜂里面选出质量最好的  $n_e$  只蜜蜂作为精英蜂, 便于在搜索过程中跟随蜂逐渐趋向于精英蜂。在 ABC 算法中, 精英蜂数量  $n_e$  扮演着重要的角色。如果它选得太小, 那么过早的收敛于局部最优解, 将影响算法的质量, 然而选得太大, 会降低 ABC 算法的搜索能力。

ABC 算法首先要设置蜂群的数量, 通常每个蜜蜂代表一个  $d$  维向量  $x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, N$ 。这个向量的每个元素和待求参数一一对应, 并且给出了参数的取值范围, 所有的蜜蜂在搜索空间里取一组随机数来初始化。初始的蜂群最好是覆盖搜索空间的所有取值, 为了统一随机初始化蜜蜂的值可采用式(5)进行, 其中  $\alpha$  是 0 到 1 之间的随机数:

$$x_i^j = l^j + \alpha \times (u^j - l^j) \quad (5)$$

侦查蜂负责在食物源区域内随机地搜索新的食物, 它根据一个随机步进函数  $wf$  来调节自己的位置。侦查蜂用来维持蜂群种类的多样性, 这样蜂群被困在一个小的局部区域的概率就减小。每个侦查蜂根据式(6)来修改自己的位置其中,  $x_{\text{new}}$  是新的位置,  $x$  表示当前位置,  $j = 1, 2, \dots, d$  表示变量的索引, 则  $r_s$  为: 一个取值在  $-1$  和  $1$  之间的随机数,  $wf$  由式(7)定义, 是一个基于下限  $l$  和上限  $u$  的向量。步进函数的半径  $\tau$  在迭代过程中从最大值  $\tau_{\max}$  线性的减小到最小值  $\tau_{\min}$ , 如方程(7)所示:

$$x_{\text{new}}^j = x^j + r_s \times wf^j \quad (6)$$

$$wf = \tau \times (|u^1 - l^1|, |u^2 - l^2|, \dots, |u^d - l^d|) \quad (7)$$

$$\tau = \tau_{\max} - (\tau_{\max} - \tau_{\min}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (8)$$

式中,  $\text{iter}$  ——迭代的索引;  $\text{iter}_{\max}$  ——迭代次数的

最大值。  $\tau$  在第一次迭代时取最大值是为了全局搜索, 最后一次迭代取最小值是为了局部搜索。

每个跟随蜂记住目前所找到的食物源和食物源的质量, 在每次迭代中, 通过锦标赛, 每个跟随蜂会从蜜蜂中选择出自己最喜欢的精英, 然后根据自己的知识和选出的最喜欢的精英来调节自己的位置。在锦标赛中, 参赛的舞者越多较弱的舞者被选中精英的概率会越小。这种方法很容易通过改变锦标赛队伍大小来调节选择的压力。

每个跟随蜂通过式(9)来改变自己的位置:

$$x_{\text{new}}^j = x^j + w_b \times r_b (x_b^j - x^j) + w_e \times r_e (x_e^j - x^j) \quad (9)$$

式中,  $x_e$  ——被选中的最喜欢的精英蜜蜂;  $x_b$  ——被跟随蜂选出的最好的蜜蜂。

$x_b$  和  $r_e$  是  $[0, 1]$  之间的随机数。为协调全局搜索和局部搜索,  $w_b$ 、 $w_e$  被定义成了线性减小函数,  $w_{b\max}$ 、 $w_{e\max}$  用来增强算法开始时的全局搜索能力,  $w_{b\min}$ 、 $w_{e\min}$  是用来趋近于最优解的。

$w_b$ 、 $w_e$  按照式(10)、式(11)定义:

$$w_b = w_{b\max} - (w_{b\max} - w_{b\min}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (10)$$

$$w_e = w_{e\max} - (w_{e\max} - w_{e\min}) \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (11)$$

在接下来的迭代中, 蜜蜂根据相应的模式更新自己的位置, 直到迭代结束。在移动位置的过程中, 如果蜜蜂超出了搜索空间, 那么它的位置将不会被更新。

## 2.2 操作步骤

本文所提出的算法获得太阳能电池组件的最优参数的步骤如下:

第 1 步: 蜂群在搜索空间内被随机的初始化, 每个方案被定义成一个向量  $x = [R_s, R_{sh}, I_{ph}, I_{sd}, n]$ ;

第 2 步: 根据式(4)(均方根误差公式)计算每个蜜蜂的目标函数;

第 3 步: 根据目标函数对蜜蜂进行排序;

第 4 步: 分出跟随蜂和侦查蜂;

第 5 步: 根据各自的模式更新跟随蜂和侦查蜂的位置;

第 6 步: 如果蜜蜂的位置超出了搜索空间, 那么它的位置被它上一个位置替代;

第 7 步: 重复第 2 步至第 6 步直到其满足迭代次数  $\text{iter}_{\max}$ ;

第 8 步: 将蜂群里最优解作为终结果。

### 3 太阳能电池组件模型的参数辨识

利用人工蜂群算法在 Matlab 环境下来求取太阳能电池组件的 5 个未知参数,编程流程图如图 3 所示。本实验应首先确定程序中相关参数的取值与电池组件的电压电流测量值。

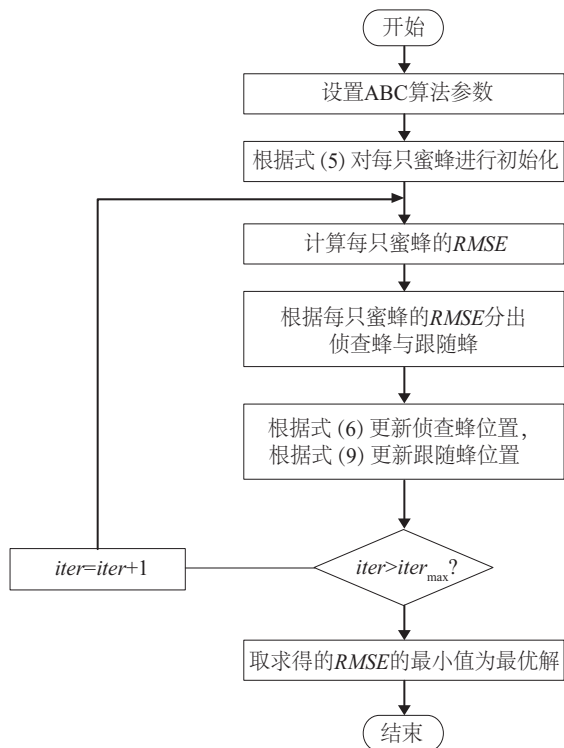


图3 操作流程  
Fig. 3 Operation flow chart

实验中,光生电流的大小与辐照度有关,为便于与文献实验结果比较,本文采用辐照度为  $1000\text{ W/m}^2$ ,温度为  $45\text{ }^\circ\text{C}$ 。通过实验验证,蜂群算法中的参数为:蜂群数量设为 30,跟随蜂的数量为 25,侦查蜂 5,精英蜂为 5,最大迭代次数  $iter_{\max}$  为 2500,  $w_{\max}=w_{\min}=2.5$ ,  $w_{\min}=w_{\min}=1.25$ ,  $\tau_{\max}=0.2$ ,  $\tau_{\min}=0.02$ 。太阳能电池组件的输出电压电流测量值参照文献[6],如表 2 所示。本文采用人工蜂群算法[5],通过多组输出电压电流测量值来求解太阳能电池组件的参数,在此过程中,用蜂群算法连续迭代并更新参数,直到其满足最大迭代次数的要求再结束,最后取参数的均方根差值最小的作为所求参数。理论上,取得的测量值组数越多,最终取得的参数结果越精确,本文取 25 组测量值

是为了和参考文献中其他算法比较。

表2 太阳能电池组件电压电流实际测量值

Table 2 Practical measurement of voltage and current of solar cell module

测量序列	$V_i/\text{V}$	$I_i/\text{A}$	测量序列	$V_i/\text{V}$	$I_i/\text{A}$
1	0.1248	1.0315	14	13.6983	0.8075
2	1.8093	1.0300	15	14.2221	0.7265
3	3.3511	1.0260	16	14.6995	0.6345
4	4.7622	1.0220	17	15.1346	0.5345
5	6.0538	1.0180	18	15.5311	0.4275
6	7.2364	1.0155	19	15.8929	0.3185
7	8.3189	1.0140	20	16.2229	0.2085
8	9.3097	1.0100	21	16.5241	0.1010
9	10.2163	1.0035	22	16.7987	-0.0080
10	11.0449	0.9880	23	17.0499	-0.1110
11	11.8018	0.9630	24	17.2793	-0.2090
12	12.4929	0.9255	25	17.4885	-0.3030
13	13.1231	0.8725	—	—	—

从图 4 中可看出随着迭代次数的不断增加,取得的结果越来越精确。从表 3 中可看出,ABC 算法在参数辨识中取得的均方根最小为 0.00241,优于表中的其他算法。在仿真中,迭代次数与每次迭代取得的均方根的关系如图所示。

利用式(12)计算太阳能电池组件输出电流值的绝对误差,再通过比较不同算法取得的电流值绝对误差,结果如表 4 所示。

$$IAE = |I_{\text{实际值}} - I_{\text{计算值}}| = |I_i - I_i'| \quad (12)$$

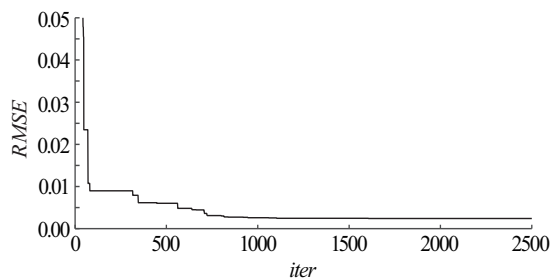


图4 ABC算法迭代2500次收敛曲线  
Fig. 4 ABC algorithm of iterative convergence curve of 2500 times

表3 ABC算法与其他算法所求结果比较

Table 3 Comparison of ABC algorithm and other algorithms

算法	CARO	Newton	CPSO	PS	SA	ABC
$I_{ph}/A$	1.03185	1.0318	1.0286	1.0313	1.0331	1.0308
$I_{sh}/\mu A$	3.28401	3.2875	8.3010	3.1756	3.6642	3.2431
$R_s/\Omega$	1.20556	1.2057	1.0755	1.2053	1.1989	1.2091
$R_{sh}/\Omega$	841.3213	555.5556	1850.1000	714.2857	833.3330	924.9558
$n$	48.40363	48.4500	52.2430	48.2889	48.8211	48.3513
$RMSE$	0.002427	0.7805	0.0035	0.0118	0.0027	0.002412

表4 计算电流值与实际电流值误差

Table 4 Error of calculation current and actual current

$I/A$	$IAE$					
	PS算法	Newton算法	SA算法	CARO算法	CPSO算法	ABC算法
1.0315	0.00220	0.00213	0.00006	0.00129	0.00358	0.0022
1.0300	0.00378	0.00303	0.00064	0.00178	0.00303	0.0024
1.0260	0.00265	0.00127	0.00141	0.00049	0.00001	0.0003
1.0220	0.00141	0.00056	0.00349	0.00250	0.00294	0.0020
1.0180	0.00024	0.00226	0.00541	0.00257	0.00552	0.0041
1.0155	0.00101	0.00199	0.00529	0.00370	0.00582	0.0042
1.0140	0.00388	0.00042	0.00296	0.00215	0.00360	0.0021
1.0100	0.00642	0.00253	0.00083	0.00094	0.00123	0.0003
1.0035	0.01032	0.00602	0.00282	0.00379	0.00296	0.0030
0.9880	0.01126	0.00660	0.00370	0.00435	0.00459	0.0034
0.9630	0.01145	0.00650	0.00403	0.00411	0.00563	0.0032
0.9255	0.01059	0.00544	0.00350	0.00275	0.00545	0.0023
0.8725	0.00756	0.00235	0.00100	0.00081	0.00287	0.0003
0.8075	0.00742	0.00231	0.00152	0.00084	0.00225	0.0001
0.7265	0.00471	0.00012	0.00044	0.00107	0.00102	0.0017
0.6345	0.00309	0.00125	0.00122	0.00136	0.00353	0.0021
0.5345	0.00307	0.00062	0.00036	0.00129	0.00474	0.0012
0.4275	0.00173	0.00115	0.00080	0.00158	0.00647	0.0013
0.3185	0.00234	0.00039	0.00074	0.00027	0.00634	0.0000
0.2085	0.00255	0.00161	0.00189	0.00077	0.00586	0.0008
0.1010	0.00505	0.00521	0.00534	0.00124	0.00351	0.0028
-0.0080	0.00067	0.00056	0.00059	0.00045	0.00503	0.0003
-0.1110	0.00228	0.00005	0.00006	0.00042	0.00376	0.0000
-0.2090	0.00319	0.00024	0.00000	0.00048	0.00172	0.0001
-0.3030	0.00675	0.00227	0.00262	0.00091	0.00063	0.0011
总 $IAE$	0.05610	0.05688	0.05072	0.04197	0.09209	0.0413

注： $IAE$ —输出电流误差。



图 5 为太阳电池组件的实际值与利用 ABC 算法所拟合的  $I$ - $V$  曲线<sup>[12]</sup>,从图 5 中可看出实际数据点与蜂群算法拟合的  $I$ - $V$  曲线基本重合,由此可得,该算法的辨识结果与其实模型基本相符。

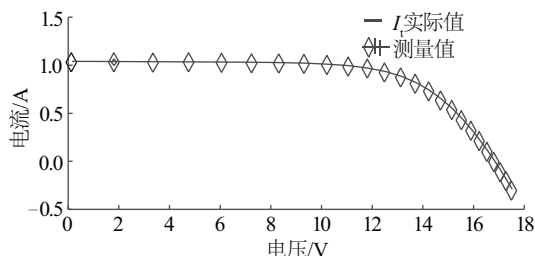


图 5 计算电流与实际电流的拟合曲线

Fig. 5 Fitting curves of calculated current and actual current

## 4 结 论

如何准确辨识太阳电池模型参数对其应用与研究具有重要的作用,本文提出的蜂群算法对不同的蜜蜂采用不同的路径进行更新,避免其过早收敛于局部最优解,其对太阳电池组件的参数辨识结果,无论是参数的  $RMSE$ (均方根)还是计算输出电流误差( $IAE$ ),都明显优于文中提到的其他算法。研究结果对太阳电池的光电转化性能、故障检测以及 MPPT(太阳能最大功率跟踪)等有重要意义。鉴于太阳电池组件实时参数辨识的意义,课题组下一步目标主要集中于蜂群算法参数辨识的硬件实现。

### [参考文献]

- [1] 张发明,王 俊,吴 刚,等. 光伏并网逆变器的非线性控制研究[J]. 控制工程, 2008, 15(3): 295—298.
- [1] Zhang Faming, Wang Jun, Wu Gang, et al. On nonlinear control of PV parallel feed inverte[J]. Control Engineering of China, 2008, 15(3): 295—298.
- [2] 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.
- [2] 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.
- [3] 简献忠,魏 凯,郭 强. 蜂群算法在光伏电池双二极管五参数模型中的应用[J]. 光子学报, 2015, 44(1): 1—5.
- [3] Jian Xianzhong, Wei Kai, Guo Qiang. Artificial bee swarm in the application of photovoltaic cell five-parameter double-diode model[J]. Acta Photonica Sinica, 2015, 44(1): 1—5.
- [4] Yuan Xiaofang, He Yuqing, Liu Liangjiang. Parameter extraction of solar cell models using chaotic asexual reproduction optimization[J]. Neural Computing & Application, 2015, 26: 1227—1239.
- [5] Askarzadeh A, Rezazadeh A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models[J]. Applied Energy, 2013, (102): 943—949.
- [6] Easwarakhanthan T, Bottin J, Bouhouch I, et al. Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers[J]. Solar Energy, 1986, 4(1): 1—12.
- [7] Huang Wei, Cong Jiang, Xue Lingyun, et al. Extracting solar cell model parameters based on chaos particle swarm algorithm [A]. Proceedings of international conference on electric information and control engineering (ICEICE)[C], Huangshi, China, 2011.
- [8] AlRashidi M R, AlHajri M F, El-Naggar K M, et al. A new estimation approach for determining the  $I$ - $V$  characteristics of solar cells[J]. Solar Energy, 2011, 85(7): 1543—1550.
- [9] Zagrouba M, Sellami A, Bouaicha M, et al. Identification of PV solar cells and modules parameters using the genetic algorithms: Application to maximum power extraction[J]. Solar Energy, 2010, 84(5): 860—866.
- [10] Gong Wenyin, Cai Zhihua. Parameter extraction of solar cell models using repaired adaptive differential evolution [J]. Solar Energy, 2013, 94: 209—220.
- [11] El-Naggar K M, AlRashidi M R, AlHajri M F, et al. Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification[J]. Solar Energy, 2012, 86(1): 266—274.
- [12] Bouzidi K, Chegaar M, Nehaoua N. New method to extract the parameters of solar cells from their illuminated  $I$ - $V$  curve[A]. 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing[C], Sétif, Algeria, 2007.

## APPLICATION OF BEE COLONY ALGORITHM IN PARAMETER IDENTIFICATION OF SOLAR CELL MODULE

Jian Xianzhong<sup>1</sup>, Wu Mingwei<sup>1</sup>, Xiao Erliang<sup>1</sup>, Jiang Guanxiang<sup>2</sup>, Cai Liumei<sup>2</sup>, Zheng Zhaoping<sup>2</sup>

(1. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Shanghai SUPORE Instruments Co., Ltd., Shanghai 200444, China)

**Abstract:** In view of the low identification precision of the parameters of the solar cell module, this paper presents a method of parameter identification based on the bee colony algorithm. The model of solar cell module is the interconnection of solar cells in series or/and parallel configuration, in which the parameters range of the solar modules are determined, and the parameters of the battery components are identified by the proposed algorithm. In the bee colony algorithm, different bees use different types of paths to modify their position, thus avoiding prematurely convergence to local optimal solution, getting the optimal solution for the global search. Experimental result shows that the root mean square error (*RMSE*) for the identification on the bee colony optimization algorithm is 0.00241, total current error within 0.0413 (25 groups measured current), obviously superior to the chaotic asexual propagation algorithm, chaotic particle swarm algorithm, pattern search algorithm, simulated annealing algorithm, providing a new method for parameter identification of solar cell module.

**Keywords:** PV module; parameter identification; artificial bee colony algorithm; *RMSE*