

doi:10.3788/gzxb20154401.0125001

蜂群算法在光伏电池双二极管五参数模型中的应用

简献忠¹, 魏凯¹, 郭强²

(1 上海理工大学 光电与计算机工程学院 教育部及上海市现代光学系统重点实验室, 上海 200093)

(2 国家卫星气象中心, 北京 100081)

摘 要: 为解决光伏电池双二极管五参数模型中参数辨识准确度低的问题, 提出了一种人工蜂群算法. 该方法采用曲线拟合来求取参数, 用求出的电流计算值来比较标准化的均方根误差百分比. 采用变量替换法, 使双二极管模型方程中指数因子只含一个变量, 通过编程求解电流的计算值. 运用蜂群算法和牛顿-拉夫逊法求得标准化的均方根误差百分比为 0.011 7% 和 6.35%. 实验及分析表明蜂群算法的优化准确度明显优于牛顿-拉夫逊解析法、遗传算法、模式搜索算法和模拟退火算法, 为光伏电池参数辨识提供了一种新的思路.

关键词: 蜂群算法; 光伏电池; 双二极管模型; 参数辨识; 搜索路径

中图分类号: TM615

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2015)01-0125001-5

Artificial Bee Swarm Algorithm in the Application of Photovoltaic Cell Five-parameter Double-diode Model

JIAN Xian-zhong¹, WEI Kai¹, GUO Qiang²

(1 Ministry of Education and Shanghai, Key Lab of Modern Optical System, Electrical Engineering College, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

(2 National Weather Satellite Center, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to solve the low accuracy of the parameter identification of photovoltaic cell five-parameter double-diode model, a artificial bee swarm algorithm was proposed. The method is to use the idear of the cure fitting to calculate parameters. In order to make a comparison of the normalized root mean square error percentage, the calculation of current value must be identified. In order to make double-diode model equation contain only one variable in index factors, the method of variable substitution is adopted. Through the programming, the calculation of current values can be identified. The normalized root mean square error percentages of artificial bee swarm and New-Raphson method are 0.011 7% and 6.35%. The experiment and analysis show that the accuracy of artificial bee swarm algorithm is better than New-Raphson method, genetic algorithm, pattern search algorithm and simulated annealing algorithm to solve the accuracy of parameters, which can be considered as a new method to provide for parameter identification of photovoltaic cell.

Key words: Artificial bee swarm algorithm; Photovoltaic cell; Double-diode model; Parameter identification; Search path

OCIS Codes: 250.0250; 190.0190; 200.4560

0 引言

由于环境污染变得日益严重以及化石燃料日益枯竭, 对可再生能源的研究成为各国关注的重点. 太阳能因其资源丰富, 清洁无污染等优势, 成为国际认可的理

想替代能源. 光伏电池是光伏发电系统的核心, 并且成为国内外学者研究的热点. 合适的光伏电池模型对于光伏测试仪^[1]的设计与制造, 光伏电池最大功率跟踪 (Maximum Power Point Tracking, MPPT) 以及光伏电池系统的评估具有重要的意义.

基金项目: 国家自然科学基金(No. 41075019)资助

第一作者: 简献忠(1969-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为新能源、嵌入式技术应用等. Email: jianxz@usst.edu.cn

通讯作者: 魏凯(1989-), 男, 硕士, 主要研究方向为新能源、嵌入式技术应用等. Email: weikaizyxk@163.com

收稿日期: 2014-06-10; 录用日期: 2014-08-27

<http://www.photon.ac.cn>

光伏电池主要有单二极管^[2-3]和双二极管^[4-5]两种模型,这两种模型主要在准确度以及参数的数量上有所不同,在评估光伏电池系统以及仿真中,首先要确定模型参数.目前有两种方法来提取光伏电池模型的参数:1)根据实际的 $I-V$ 曲线上的几个关键的点^[6-8]来求取,比如开路电压,短路电流和 MPPT,用解析法即牛顿-拉夫逊法来求取参数;2)根据实际测量的电压和电流值,用曲线拟合的思想来求取参数.但是由于解析法用的点少,导致求解准确度有待提高,为了提高准确度,工程应用中常常采用曲线拟合法.

为了提高文献[9]提出的光伏电池双二极管五参数模型的参数准确度,提出人工蜂群(Artificial Bee Swarm, ABS)算法,并应用于该模型参数辨识中.首先用 ABS 算法迭代 1 000 次求出光伏电池双二极管五参数模型的目标函数即均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),把所求 RMSE 最小时的参数作为光伏电池双二极管五参数模型的参数;在 RMSE 参数辨识准确度上,将遗传算法(Genetic Algorithm, GA),模式搜索(Pattern Search, PS)算法与模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法进行比较;其次,采用所提算法求出光伏电池输出电流的计算值,并与文献[9]中标准化的均方根误差(Normalized Root Mean Square Error, NRMSE)百分比进行比较.

1 光伏电池双二极管模型

光伏电池双二极管模型^[9]的等效电路图如图 1.

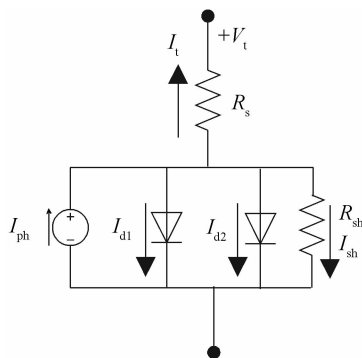


图 1 光伏电池双二极管模型

Fig. 1 Double-diode model of photovoltaic cells

双二极管模型方程为

$$I_t = I_{ph} - I_{sd1} \left[\exp \left(\frac{q(V_t + R_s I_t)}{n_1 K T} \right) - 1 \right] - I_{sd2} \left[\exp \left(\frac{q(V_t + R_s I_t)}{n_2 K T} \right) - 1 \right] - \frac{V_t + R_s I_t}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中, I_t 是光伏电池的输出电流, V_t 是光伏电池的输出电压, R_s 是它的串联电阻, R_{sh} 是其并联电阻, q 是电子的电荷量 ($1.6e-19$ C), k 是玻尔兹曼常数 ($1.38e-23$ J/K), $T(K)$ 是光伏电池的温度, n_1, n_2 是二极管的理想因子,在实际中,为了减少计算的复杂

性,根据肖克利扩散理论^[10-11],可以把二极管的理想因子看成 $n_1=1, n_2=2$ ^[9],未知参数从七个减少到五个,本文的主要目标是求出这五个参数 $R_s, R_{sh}, I_{ph}, I_{sd1}$ 和 I_{sd2} . 为了方便求解未知数,对式(1)进行处理,把它的一边移到另一边得到齐次形式,如式(2)

$$f(V_t, I_t, X) = I_t - I_{ph} + I_{sd1} \left[\exp \left(\frac{q(V_t + R_s I_t)}{n_1 K T} \right) - 1 \right] + I_{sd2} \left[\exp \left(\frac{q(V_t + R_s I_t)}{n_2 K T} \right) - 1 \right] - \frac{V_t + R_s I_t}{R_{sh}} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i(V_t, I_t, x))^2} \quad (3)$$

根据实际测量出来的电压和电流值,由式(2)计算出每组数据的 f 值, N 为实验数据的组数,取 RMSE 作为求解的标准即目标函数, RMSE 越小,所求的参数就越精确,把满足均方根最小的解作为所求的最优解.本文采用文献[12]中的实际测量值,而参数的范围由文献[13-14]给出,如表 1.

表 1 光伏电池模型的参数范围

Table 1 Upper and lower range of the photovoltaic cells

Parameter	Lower	Upper
R_s/Ω	0	0.5
R_{sh}/Ω	0	100
I_{ph}/A	0	1
$I_{sd1}/\mu A$	0	1
$I_{sd2}/\mu A$	0	1

2 ABS 算法原理

针对文献[9]所提出来的光伏电池双二极管五参数模型的参数辨识准确度低的问题,提出了一种新的 ABS 算法并应用于这个模型中.在 ABS 算法中,首先根据每个蜜蜂的目标函数把蜜蜂分两类,把目标函数值较好的蜜蜂称为采蜜蜂,将剩下的称为跟随蜂,可以设定 n_e 只目标函数最好的蜜蜂为精英队伍,便于采蜜蜂在搜索的后期趋向于精英队伍,使采蜜蜂在后期搜索的过程中迅速收敛到全局最优解. n_e 的值对于参数的辨识有重要影响: n_e 偏小会过早收敛,从而影响算法的质量, n_e 偏大降低蜂群算法的搜索能力.之后进行迭代,不同的蜜蜂根据不同的模式改变自己的位置.

2.1 算法原理

首先对蜜蜂的数量进行设置,每只蜜蜂代表一个 d 维的向量, $x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]$, $i=1, 2, \dots, N$. 所求参数和向量的元素相对应.蜜蜂根据式(4)进行随机的初始化.

$$x_i^j = l^j + \alpha \times (u^j - l^j) \quad (4)$$

x_i^j 代表第 i 个蜜蜂的位置, α 是随机数,范围为 $[0, 1]$, u 是蜜蜂参数的上届, l 是蜜蜂参数的下届.之后由式(3)计算目标函数,再根据目标函数进行排序,划分出采蜜蜂和跟随蜂.

跟随蜂根据随机步进函数 wf 来更新位置. 即

$$x_{new}^j = \tau_0 \cdot x^j + \eta \cdot r_s \cdot wf^j \quad (5)$$

$$\tau_0 = \lambda_0 \cdot w_\tau \quad (6)$$

$$\eta = \lambda_0 \cdot w_\eta \quad (7)$$

$$w_\tau = w_2 - ((iter_{max} - iter) / iter_{max})^\alpha \cdot (w_2 - w_1) \quad (8)$$

$$w_\eta = w_3 + ((iter_{max} - iter) / iter_{max})^\beta \cdot (w_4 - w_3) \quad (9)$$

x_{new}^j ($j=1, 2, \dots, d$) 是跟随蜂新的位置, x_j 是跟随蜂的当前位置, τ_0 是遗忘因子, 代表新位置对当前位置的记忆程度, η 是邻域因子, 代表信息共享的程度, r_s 是随机数, 范围为 $[-1, 1]$, 当新位置的目标函数比原来位置的目标函数好时 λ_0 大于 1, 反之 λ_0 小于 1, w_1, w_2, w_3, w_4 是固定值, 一般在 $[0.1, 1.5]$ 之间, 且 w_1 小于 w_2, w_3 小于 w_4 .

τ_0 中的参数 w_τ 随着迭代次数的增加从 w_1 逐渐增大到 w_2 , α 的取值一般小于 1 在 $[0.8, 1]$ 之间, 如果取值太小不利于全局收敛. η 中的参数 w_η 随着迭代次数的增加从 w_4 减小到 w_3 , β 的取值一般为 $[1, 1.2]$, 有助于提高全局的收敛性能.

wf 是一个基于下届 l 和上届 u 的向量, 如式(10)所示. τ 是步进函数的半径随着迭代次数的增加从 τ_{max} 减小到 τ_{min} , 如式(11)

$$wf = \tau \times (|u^1 - l^1|, |u^2 - l^2|, \dots, |u^d - l^d|) \quad (10)$$

$$\tau = \tau_{max} - (\tau_{max} - \tau_{min}) \cdot iter / iter_{max} \quad (11)$$

$iter$ 是迭代的次数, $iter_{max}$ 是其最大值. 开始迭代时 τ 取最大值便于全局寻优, 迭代次数最大时 τ 取最小值是为了局部寻优.

采蜜蜂去采蜜时会根据精英来更新位置, 即

$$x_{new}^j = x^j + w_b \times r_b \cdot (x_b^j - x^j) + w_e \times r_e \cdot (x_e^j - x^j) \quad (12)$$

$$w_b = w_{bmax} - (w_{bmax} - w_{bmin}) \cdot iter / iter_{max} \quad (13)$$

$$w_e = w_{emax} - (w_{emax} - w_{emin}) \cdot iter / iter_{max} \quad (14)$$

x_e^j 是精英蜜蜂, x_b^j 是被采蜜蜂选中的最好的蜜蜂, r_b 和 r_e 是随机数, 范围都在 $[0, 1]$ 之间. w_b 和 w_e 是线性减小的函数, 目的是便于协调全局寻优和局部寻优, w_{bmax} 和 w_{emax} 是为了扩大搜索范围, w_{bmin} 和 w_{emin} 是便于趋向最优解. 在寻优的过程中, 如果超出搜索的范围, 那么它会处在原来的位置上不会更新, 之后进行迭代到最大次数, 从而求得最优解.

2.2 求解的基本步骤

蜂群算法求解光伏电池双二极管五参数的步骤为

第 1 步: 设置蜂群的规模以及其它参数并初始化蜂群空间.

第 2 步: 根据初始化后的点来计算每只蜜蜂的目标函数, 同时根据目标函数的好坏来对蜜蜂进行排序划分出采蜜蜂和跟随蜂.

第 3 步: 蜜蜂根据不同的路径来更新位置, 跟随蜂根据式(5)来调整位置, 采蜜蜂根据式(12)来调整位置.

第 4 步: 若蜜蜂的位置超出了寻优范围, 那么它的位置不会更新, 还处在原来的位置上.

第 5 步: 依次重复第 2 步到第 4 步直到满足最大迭代次数 $iter_{max}$.

第 6 步: 把满足目标函数最小的解作为最终寻优的结果.

3 仿真实验与分析

在 Matlab 环境中用 ABS 算法求解光伏电池双二极管模型的五参数, 编程的流程图如图 2. 本实验需要先设置仿真的参数, 之后把所求的参数代入式(1)中求计算值.

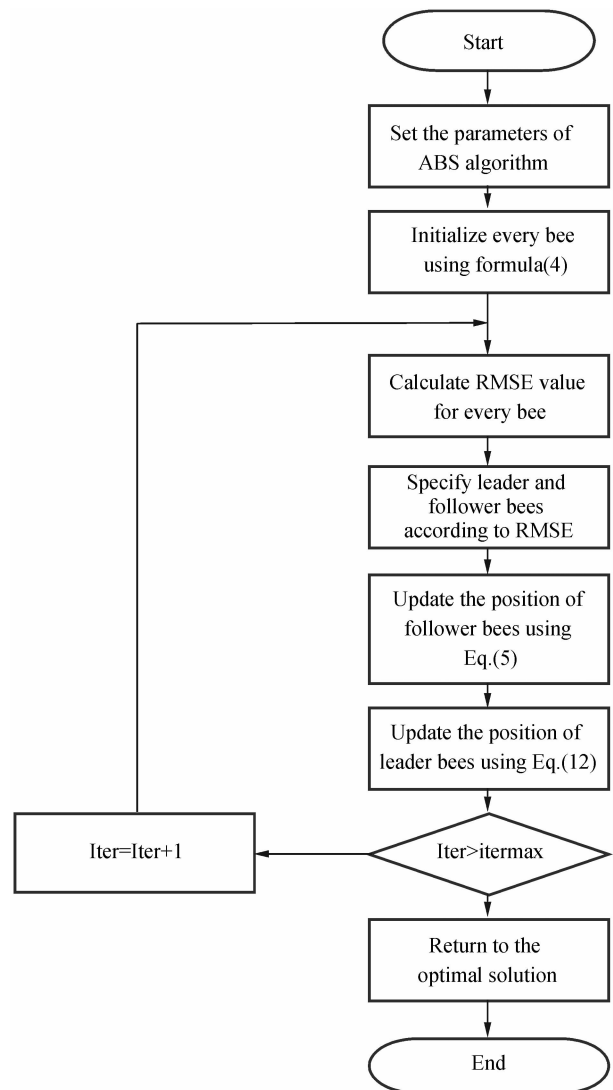


图 2 ABS 算法辨识光伏电池双二极管参数的流程图
Fig. 2 Flowchart of the ABS algorithm for parameter identification of the photovoltaic cells

3.1 参数的设置

实验中参数 I_{ph} 是随着光照的变化而变化的, 为了和文献[9]做比较, 本文采用与文献[9]相同的条件, 光照^[12]为 1000 W/m^2 , 温度设置为 $25 \text{ }^\circ\text{C}$, 通过实验仿真

调试,蜂群算法得到的参数为:蜜蜂群的数目设置为30只,25只为采蜜蜂,5只为跟随蜂, $n_e = 5$, $iter_{max} = 5000$, $\omega_{bmax} = \omega_{emax} = 2.5$, $\omega_{bmin} = \omega_{emin} = 2.5$, $\tau_{max} = 0.2$, $\tau_{min} = 0.02$, $\omega_1 = \omega_3 = 0.2$, $\omega_2 = \omega_4 = 1.2$, 当新位置的目标函数比原来位置的目标函数好时, $\lambda_0 = 1.2$, 当新位置的目标函数劣于原来位置的目标函数时 $\lambda_0 = 0.8$, ω_r 中 α 取值为 0.8, ω_g 中 β 取值为 1.2.

3.2 参数的求解

运用 ABS 算法迭代 1 000 次所求出的光伏电池双二极管模型的五参数如表 2.

表 2 ABS 算法所求参数的值

Item	ABS
R_s	0.054 2
R_{sh}	16.990 2
I_{ph}	0.763 7
I_{sd1}	0.000 1
I_{sd2}	1.000 0
RMSE	0.009 9

如图 3 所示, RMSE 随着迭代次数的增加而逐渐减小, RMSE 越小, 说明所求的参数越精确, 本文所求的参数是迭代 1 000 次中最好的解, 误差最小的解, 如图 3 所示, 在迭代 400 次之后曲线逐渐趋向于水平, 说明算法逐渐收敛到最优解.

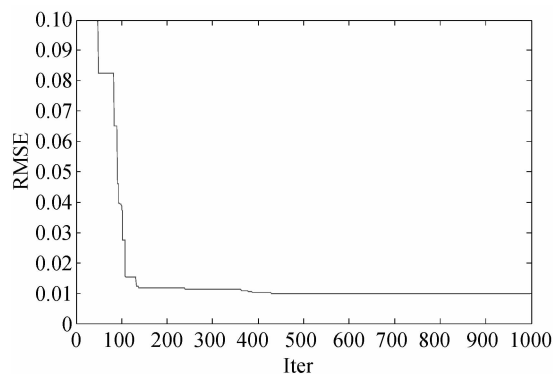


图 3 ABS 算法迭代 1 000 次的曲线

Fig. 3 ABS algorithm of the iterative curve of 1 000 times

RMSE 随精英蜂 (n_e) 数量变化的曲线图如图 4.

由图 4 可知, 当精英蜂的数量不同时, RMSE 的下降趋势也不同; 当 $n_e = 6, 12, 18$ 时, 这三条曲线的 RMSE 的最小值都大于 0.01. 图 3 是在 n_e 取 5 时的曲线图, 由表 2 可知其 RMSE 的最小值在 0.01 之下, 所求参数会更精确, 故本文中 n_e 取值为 5.

为了进一步体现 ABS 算法在电池参数辨识中的优越性, 本文选取了 GA 算法, PS 算法, SA 算法在参数 RMSE 上进行了比较, 比较结果见表 3. 由表 3 可知, GA 算法^[15], PS 算法^[12,16], SA 算法^[17] 这三种智能算法中 PS 算法所求的 RMSE 最小为 0.014 94; 由式 (2) 和式 (3) 可知, RMSE 越小, 表示所求参数值越准

确, 参数的精确度越高, 所求的计算值和实际测量值的误差越小. 本文用 ABS 算法所求的 RMSE 为 0.009 9, 误差比较小, 参数比较精确, 所求计算值与实际值误差小.

表 3 GA, PS, SA 算法所求 RMSE 的比较

Table 3 A comparison of RMSE among GA, PS, SA

Item	GA	PS	SA
RMSE	0.019 08	0.014 94	0.019

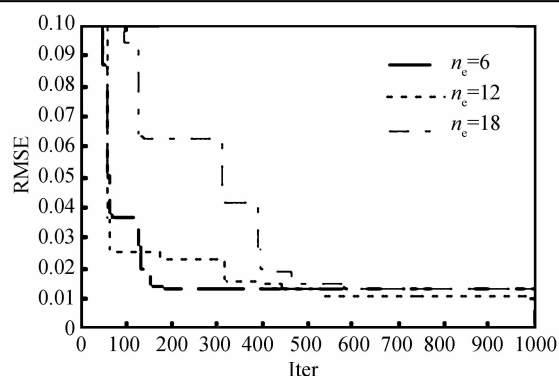


图 4 $n_e = 6, 12, 18$ 时, ABS 算法迭代 1 000 次的曲线

Fig. 4 $n_e = 6, 12, 18$, ABS algorithm of the iterative curve of 1 000 times

3.3 求 I_t 的计算值的方法

当把除 I_t 之外的所有值都带入式 (1) 时, 由于方程是隐函数比较复杂, 在 Matlab 中求不出解析解, 针对这个问题, 本文提出了一种解决方法, 方法为

$$\begin{aligned}
 A &= I_{sd1} \exp\left(\frac{qV_t}{n_1 K T}\right) \\
 B &= I_{sd2} \exp\left(\frac{qV_t}{n_2 K T}\right) \\
 C &= -I_{ph} - I_{sd1} - I_{sd2} + \frac{V_t}{R_{sh}} \\
 \text{令} \quad D &= \frac{qR_s}{n_1 K T} \\
 E &= \frac{qR_s}{n_2 K T} \\
 F &= \frac{R_s}{R_{sh}}
 \end{aligned} \tag{15}$$

在式 (15) 中 $A B C$ 是与 I_t 有关的变量, $D E F$ 是与 I_t 无关的常量, 把式 (15) 代入式 (1) 中, 可得

$$I_t + C + F I_t + A \exp(D I_t) + B \exp(E I_t) = 0 \tag{16}$$

在式 (16) 中, 把 $D E F$ 这三个常量代入, $A B C$ 是只含有 I_t 的变量, 之后把实际测量值 V_t 代入, 通过编程在 Matlab 中就可以求出 I_t 的计算值.

3.4 I_t 的计算值与误差

光伏电池的测量值参照文献 [12], 具体如表 4 所示. 本文用 ABS 算法进行曲线拟合求解参数, 把所求参数中误差最小的作为最后所求的结果, 测量的组数越多, 所求的结果越精确, I_t 的计算值是利用本文提出的方法求出的, 本文的误差计算方法采用式 (17), 和

文献[9]中的公式一致.

$$\text{Error}(\%) = \frac{I_t(\text{实际值}) - I_t(\text{计算值})}{I_t(\text{实际值})} \times 100\% \quad (17)$$

表 4 I_t 的计算值与误差

Table 4 The calculated values and errors of I_t

	V_t/V	I_t/A	I_t/A	Relative error(%)
	measured	measured	calculated	
1	-0.205 7	0.764	0.773 3	-1.21
2	-0.129 1	0.762	0.768 8	-0.892 4
3	-0.058 8	0.760 5	0.764 7	-0.552 3
4	0.005 7	0.760 5	0.760 9	-0.052 6
5	0.064 6	0.760 0	0.757 5	0.328 9
6	0.118 5	0.759 0	0.754 3	0.619 2
7	0.167 8	0.757 0	0.751 3	0.753 0
8	0.213 2	0.757 0	0.748 7	1.096 4
9	0.254 5	0.755 5	0.746 0	1.257 4
10	0.292 4	0.754 0	0.743 4	1.405 8
11	0.326 9	0.750 5	0.740 7	1.305 8
12	0.358 5	0.746 5	0.737 3	1.232 4
13	0.387 3	0.738 5	0.732 8	0.771 8
14	0.413 7	0.728 0	0.725 9	0.288 5
15	0.437 3	0.706 5	0.714 4	-1.112 8
16	0.459 0	0.675 5	0.694 2	-2.768 3

3.5 与文献[9]所求 NRMSE 的比较

为了便于和文献[9]作比较,本文采用式(18)求 NRMSE,式中 E_i 代表计算值, M_i 代表实际值. 本文运用 ABS 算法所求的 NRMSE 和文献[9]运用牛顿-拉夫逊法所求的 NRMSE 都是在光强为 $1\ 000\ \text{W}/\text{m}^2$ 温度为 $25\ \text{C}$ 的条件下求得的. 本文中求解比较精确的原因是:本文中用曲线拟合的思想,用的实际值比较多,而文献[9]是运用的几个比较特殊的点,如开路电压($0, V_{oc}$),短路电流($I_{sc}, 0$)和 MPPT(I_m, V_m),正是因为文献[9]用的点少,所以误差比较大.

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - M_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M_i^2}} \times 100\% \quad (18)$$

表 5 本文所求的 NRMSE 与文献[9]所求 NRMSE 的比较

Table 5 The comparison of NRMSE of ABS algorithm literature 9

Item	ABS	The method in Ref. [9]
NRMSE(%)	0.011 7	6.35

4 结论

本文针对文献[9]提出的光伏电池双二极管五参数模型中运用牛顿-拉夫逊法求解参数准确度低的问题,运用 ABS 算法对光伏电池双二极管五参数模型进行参数辨识,在 RMSE 参数辨识准确度上 ABS 算法明显优于 GA 算法,PS 算法和 SA 算法;对比文献[9],发现用 ABS 算法求得的 NRMSE 值为 $0.011\ 7\%$,用牛顿-拉夫逊法[9]求得的 NRMSE 值为 6.35% ,可见运用 ABS 算法求得的参数误差比较小,辨识参数的解精确度高. 本文提出的方法提高了光伏电池双二极管五参

数模型解的准确度,研究结果对于光伏测试仪的设计与制造,光伏电池系统的评估以及 MPPT 等方面有重要意义.

参考文献

- [1] NIU Jin, WANG Jin-song, AN Zhi-yong, *et al.* Optical system design of the optical multi-function detector [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(12):1507-1513.
牛津,王劲松,安志勇,等. 光电多功能检测仪光学系统设计[J]. *光子学报*, 2013, **42**(12):1507-1513.
- [2] TINA G. A coupled electrical and thermal model for photovoltaic modules[J]. *Solar Energy Engineering*, 2010, **132**(2):1-5.
- [3] BOYD M T, KLEIN S A, REINDL D T, *et al.* Evaluation and validation of equivalent circuit photovoltaic solar cell performance models[J]. *Solar Energy Engineering*, 2011, **133**(2):1-13.
- [4] CHARLES J P, ALAOUI I M, BORDURE G, *et al.* A critical study of the effectiveness of the single and double exponential models for I - V characterization of solar cells[J]. *Solid-State Electron*, 1985, **28**(8):807-820.
- [5] ARAUJO G L, SANCHEZ E, MARTF M. Determination of the two-exponential solar cell equation parameters from empirical data[J]. *Solar Cell*, 1982, **5**:199-204.
- [6] HEJRI M, MOKHTARI H, AZIZIAN M R, *et al.* An analytical-numerical approach for parameter determination of a five-parameter single-diode model of photovoltaic cells and modules[J]. *Sustainable Energy*, <http://dx.doi.org/10.1080/14786451.2013.863886>.
- [7] PHANG J C H, CHAN D S H, PHILLIPS J R. Accurate analytical methods for extraction of solar cell model parameters [J]. *Electronics Letters*, 1984, **120**(10):406-408.
- [8] HOVINEN A. Fitting of the solar cell iv-curve to the two diode model[J]. *Physica Scripta*, 1994, **54**(54):175-176.
- [9] HEJRI M, MOKHTARI H, AZIZIAN A R, *et al.* On the parameter extraction of five-parameter double-diode model of photovoltaic cells and modules [J]. *IEEE Journal of Photovoltaic Cells and Models*, 2014, **4**(3):915-923.
- [10] CHAN D S H, PHANG J C H. Analytical methods for the extraction of solar-cell single and double diode model parameters from I - V characteristics[J]. *Electron Device*, 1987, **34**(2):286-293.
- [11] GOW J A, MANNING C D. Development of a photovoltaic array model for use in power electronics simulation studies [J]. *IET Electric Power Applications*, 1999, **146**(2):193-200.
- [12] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models[J]. *Applied Energy*, 2013, (102):943-949.
- [13] JIAN A, KAPOOR A. Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using LambertW-function [J]. *Solar Energy Material Solar Cell*, 2004, **8**(12):69-77.
- [14] SALEEM H, KARMALKAR S. An analytical method to extract the physical parameters of a solar cell from four points on the illuminated J-V curve [J]. *IEEE Electron Device Letters*, 2009, **30**(3):49-52.
- [15] 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**(15):43-45.
- [16] ALHAJRI M F, EL-NAGGAR K M, ALRASHIDI M R, *et al.* Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search[J]. *Renew Energy*, 2012, **44**(2):38-45.
- [17] EL-NAGGAR K M, ALRASHIDI M R, ALHAJRI M F, *et al.* Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification[J]. *Solar Energy*, 2012, **86**(2):66-74.