

蜂群算法在太阳电池寿命预测参数辨识中的应用

简献忠¹, 武 杰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:为解决太阳电池寿命预测模型参数辨识中参数辨识精度低的问题,提出采用人工蜂群算法进行太阳电池寿命预测模型参数辨识的方法。利用人工蜂群算法的局部快速搜索能力和高效全局收敛性能,对太阳电池寿命预测的电流衰减模型的五参数进行辨识,给定失效阈值利用电流衰减模型进行最大寿命预测。运用人工蜂群算法和最小二乘法辨识的均方根误差 $RMSE$ 分别为 2.858×10^{-4} 和 1.337×10^{-3} , R^2 分别为 0.9228 和 0.8666,实验分析表明:人工蜂群算法求得的均方根误差、误差平方和与 R^2 明显优于最小二乘法,为太阳电池寿命预测的电流衰减模型参数辨识提供一种新的思路。

关键词: 太阳电池; 参数辨识; 预测分析; 电池寿命; 人工蜂群算法

中图分类号: TM914.4; TP18 **文献标识码:** A

0 引 言

在地球环境污染越发严峻,资源日益匮乏的今天,可再生清洁的能源迅速成为各国关注的焦点。太阳能作为一种重要的可再生清洁能源,资源丰富,安全可靠,被广泛运用于人造卫星和航天器材上^[1]。因此,太阳电池是保证人造卫星和航天飞行器完成任务的一个关键组成部分。目前,空间三结砷化镓太阳电池因具有高光电转换效率,高耐辐射性,成本低等优点,被越来越多的应用于现代空间太阳电池技术中^[2]。但人造卫星和航天器材上的太阳电池直接暴露于恶劣的太空环境中,电池必须承受高温和低温下的交替影响、原子氧的腐蚀、大量质子和电子的辐射,造成太阳电池的电性能随着时间的推移劣化严重,导致人造卫星和航天飞行器在能源补充上遇到严重的问题^[3]。为保证人造卫星和航天器材顺利完场太空任务,航天器材设计人员需要开发一种方法来预测太阳电池在复杂的太空环境下的性能退化^[4-10]。因此,对太阳电池性能和寿命的预测具有非常重要的理论和实践意义。

目前,国内外学者对太阳电池的寿命预测的研究越来越多。中国研究学者利用人造卫星上太阳

电池阵输出功率的在轨数据,通过在轨卫星太阳入射角、日地距离因子、太阳电池阵温度的归一化计算,最终计算出太阳电池阵在卫星寿命过程中的衰减因子,从而得出太阳电池阵一年的衰减率^[11]。相比较之下,国外对太阳电池片的研究较成熟。美国国家航空和宇宙航行局和美国国防部联合利用释放和辐射综合效应卫星承担研究近地空间环境的电子、粒子和紫外辐射情况,试验试件选用砷化镓太阳电池片,最终得出运行过程中太阳电池片寿命随轨道圈数的衰减规律^[12]。目前已提出的太阳电池寿命预方法有:1)基于混合自回归滑动平均模型(ARMA)的卫星太阳电池阵寿命预测模型;2)基于开路电压衰减法的太阳电池复合寿命预测;3)基于电流衰减的太阳电池寿命预测。

因为从电流的角度进行分析退化建模,易于观测,便于计算,可通过定量分析得到结果,准确直观地分析了其变化趋势,并有可靠的模型来支撑,使得结果更加精确,更具有说服力,所以本文选取文献[12]的一种基于电流衰减的太阳电池寿命预测模型来对太阳电池寿命进行预测,通过对太阳电池的电流衰减进行建模分析,从而对太阳电池的寿命进行预测。为提高文献[12]对太阳电池寿命预

收稿日期: 2016-08-24

基金项目: 国家自然科学基金(41075019)

通信作者: 简献忠(1969—),男,博士、教授,主要从事新能源、嵌入式技术应用等方面的研究。jianxz@usst.edu.cn

测的精度,提出采用人工蜂群^[13~15](artificial bee colony, ABC)算法应用于太阳电池寿命预测的电流衰减模型的参数辨识。实验表明:在太阳电池寿命预测的电流衰减模型参数识别中,ABC 算法能更好地提高太阳电池寿命预测模型参数辨识的精度,改善模型参数的拟合程度,从而更好地增强太阳电池寿命预测的电流衰减模型的可靠性。

1 太阳电池寿命预测的电流衰减模型

太阳电池的输出功率是自身最重要的特性。此外,太阳电池的输出电流是衡量卫星上太阳电池片输出功率的重要指标。因为太阳电池的输出功率的计算公式为^[16,17]:

$$P = U \times I \quad (1)$$

$$U = u_b + u_{D1} + u_{D2} \quad (2)$$

式中, P ——太阳电池的输出功率, W; U ——太阳电池的输出电压, V; I ——太阳电池的输出电流, A; u_b ——母线电压; u_{D1} ——太阳电池阵上的上电缆及接插件的平均压降, V; u_{D2} ——隔离二极管压降^[12], V。

如果卫星的 u_b 基本保持不变,则输出电压也基本保持不变,那么太阳电池输出电流的衰减就决定了输出功率的衰减,因此选取太阳电池原始电流为关键性能退化量^[16,17]。

由于太阳公转,电流受太阳光照角度的影响较为显著。当在太阳电池片上太阳光入射角 φ 大于 0° 时,电流发生变化,如式(3)所示:

$$I_{\max} = I \cos \varphi \quad (3)$$

式中, I_{\max} ——当 $\varphi = 0$ 时的电流, A; I ——太阳电池的实测电流, A。利用式(3)就能得到 3 a 内每天 1 个共 1095 组 $\varphi = 0^\circ$ 时的电流数据。

根据文献[12]给出的原始电流的变化趋势建立太阳电池的电流衰减模型为:

$$D(t) = I \cos \varphi = (a + b \cdot t^c) [s_0 + d \cdot \cos(\alpha + 2\pi t/T)] / s_0 + \varepsilon \quad (4)$$

式中, $a + b \cdot t^c$ ——电流的衰减规律,其中, a 始终大于 0,表示 $t = 0$ d 时的太阳电池的电流; b 始终小于 0,表示电流衰减速度; t^c ——用幂函数来表示时间的函数, c 始终大于 0,表示时间变化的快慢程度; s_0 ——太阳辐射强度^[18]; t ——在轨时间; $D(t)$ —— $\varphi = 0$ 下的电流,即为 I_{\max} ,是一个符合期望 $\mu = 0$ 的

正态分布的随机变量。

具体的,给定一个失效阈值(即维持卫星正常工作的最低功率,由式(1)、式(2)计算出此时太阳电池输出的最小电流,把最小电流值代入电流衰减模型,计算出太阳电池的最大使用时间(即太阳电池的最大寿命),从而进行太阳电池寿命预测^[18]。

a 、 b 、 c 、 d 、 α 为模型参数。其中 $a > 0$,表示 $t = 0$ d 时的电流; $b < 0$,表示电流衰减速度; $c > 0$ 表示时间变化的快慢程度; d 、 α 表示太阳辐射强度的周期变化的参数^[12]。

本文利用人工蜂群算法对电流衰减模型中的 a 、 b 、 c 、 d 、 α 这 5 个参数进行辨识,文献[12]定义残差平方和 RSS ,令 RSS 最小估算模型的参数。残差平方和 (RSS) 等于误差平方和 (SSE),即 $RSS = SSE$ 。参照文献[18]定义的 3 个评价指标: $RMSE$ 、 SSE 和 R^2 ,运用 ABC 算法计算出 R^2 均方根误差值 $RMSE$ 、误差平方和 SSE 和 R^2 ,如式(5)、式(6)、式(8)所示:

$$RMSE = \sqrt{SSE/N} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \{D(t_i) - (a + b \cdot t^c) [s_0 + d \cdot \cos(\alpha + 2\pi t_i/T)] / s_0\}^2 / N} \quad (5)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n \{D(t_i) - (a + b \cdot t^c) [s_0 + d \cdot \cos(\alpha + 2\pi t_i/T)] / s_0\}^2 \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - SSE/SST \quad (7)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \{D(t_i) - (a + b \cdot t^c) [s_0 + d \cdot \cos(\alpha + 2\pi t_i/T)] / s_0\}^2}{\sum_{i=1}^n (D(t_i) - (a + b \cdot t^c) [s_0 + d \cdot \cos(\alpha + 2\pi t_i/T)] / s_0)^2} \quad (8)$$

式中, $RMSE$ ——均方根误差,也叫做回归系统的标准拟合差, $RMSE$ 越接近于 0 说明模型选择和拟合更好,数据预测也越成功; SSE ——误差平方和, SSE 越接近于 0,说明模型选择和拟合更好,数据预测也越成功; N ——实验数据组的组数; SST ——原始数据和均值之差的平方和; R^2 ——决定系数,用来描述数据对模型的拟合程度的好坏, R^2 越趋近于 1,说明模型选择和拟合更好; T ——地球绕太阳公转的周期,为 365 d; D —— D 维向量。

2 人工蜂群算法

针对文献[12]提出的五参数太阳能电池寿命预测的电流衰减模型参数辨识准确度低的问题,提出一种新的人工蜂群算法应用于这个模型。在人工蜂群算法中,根据每个蜜蜂的目标函数把蜜蜂分成2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。其中可选中 n_e 只目标函数是最好的蜜蜂,作为精英蜂。精英蜂的设定有助于采蜜蜂在搜索的后期趋向于精英队伍,使采蜜蜂在搜索的后期能迅速收敛得到全局最优解。

算法原理为先设置蜜蜂的数量,每只蜜蜂为一个 D 维向量, $x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

蜜蜂根据式(9)进行随机初始化:

$$x_i^j = l^j + \beta \cdot (u^j - l^j) \quad (9)$$

式中, x_i^j ——第 i 个蜜蜂的位置, $j = 1, 2, \dots, d$; β ——随机数,范围 $[0, 1]$; u ——蜜蜂参数的上限; l ——蜜蜂参数的下限。

初始化之后,根据目标函数的大小进行排序,来区分出采蜜蜂和跟随蜂。

1)采蜜蜂:采蜜蜂在采蜜过程中会根据精英蜂的位置来调整自己的位置。如式(10)~式(12)所示:

$$x_{\text{new}}^j = x^j + w_b \times rb(x_b^j - x^j) + w_e \times re(x_e^j - x^j) \quad (10)$$

$$w_b = w_{b\max} - (w_{b\max} - w_{b\min}) \cdot \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (11)$$

$$w_e = w_{e\max} - (w_{e\max} - w_{e\min}) \cdot \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (12)$$

式中, x_{new}^j ——跟随蜂更新后的位置; x^j 为跟随蜂的当前位置; x_b^j ——精英蜂; x_e^j ——被采蜜蜂选中的最好的蜜蜂; r_b 、 r_e ——均为取值在 $[0, 1]$ 的随机数; w_b 、 w_e ——线性减小函数; $w_{b\max}$ 、 $w_{e\max}$ ——作用是增强算法的全局搜索能力; $w_{b\min}$ 、 $w_{e\min}$ ——有便于趋近最优解的能力。

2)跟随蜂:跟随蜂的位置更新由步进函数 wf 决定,如式(13)~式(17)所示:

$$x_{\text{new}}^j = \tau_0 \cdot x^j + \eta \cdot r_s \cdot w \cdot f^j \quad (13)$$

$$\tau_0 = \lambda_0 \cdot w_\tau \quad (14)$$

$$\eta = \lambda_0 \cdot w_\eta \quad (15)$$

$$w_\tau = w_2 - [(iter_{\max} - iter) / iter]^\alpha \cdot (w_2 - w_1) \quad (16)$$

$$w_\eta = w_3 - [(iter_{\max} - iter) / iter]^\beta \cdot (w_4 - w_3) \quad (17)$$

式中, r_s —— $[-1, 1]$ 的随机数; τ_0 、 η ——遗忘因子和邻域因子, τ_0 、 η 分别表示新位置对当前位置的

记忆程度和信息共享的程度; w_τ —— τ_0 中的参数,随迭代次数的增长从 w_1 增至 w_2 ;其中 $iter$ 为迭代次数, $iter_{\max}$ 为最大迭代次数; α ——常量, α 取值范围为 $[0.8, 1]$,一般都小于1,若 α 太小则不利于全局收敛; w_η —— η 的参数,随迭代次数的增加从 w_3 增至 w_4 ; β ——常量, β 取值在 $[1, 1.2]$ 之间,有提高全局收敛的作用; λ_0 ——跟随蜂步进函数更新位置的好坏程度,当 $\lambda_0 > 1$ 表示跟随蜂新位置的目标函数较原来的好,当 $\lambda_0 < 1$ 表示新位置的比原来的差。式(16)和式(17)中 w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 是取值范围在 $[0.1, 1.5]$ 之间的常量,且 w_1 小于 w_2 , w_3 小于 w_4 。

步进函数 wf 是一个向量,其上下限分别为 u 和 l ,如式(16)所示:

$$wf = \tau \times (|u^1 - l^1|, |u^2 - l^2|, \dots, |u^d - l^d|) \quad (18)$$

式中, τ ——步进函数的半径, τ 随着迭代次数的增加从 τ_{\min} 增加到 τ_{\max} ,如式(19)所示。

$$\tau = \tau_{\max} - (\tau_{\max} - \tau_{\min}) \cdot \text{iter} / \text{iter}_{\max} \quad (19)$$

3 实验与分析

在Matlab环境中用ABC算法求解太阳能电池寿命预测的衰减模型的参数,编程的流程图见图1。

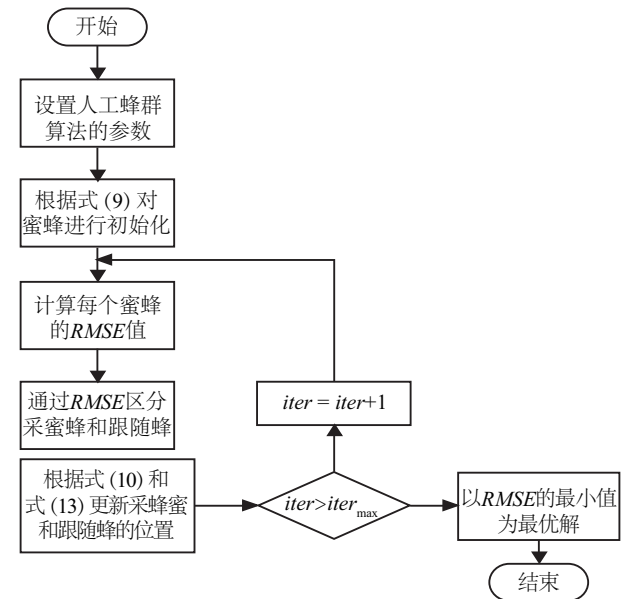


图1 ABC算法辨识太阳能电池寿命预测电流衰减模型的流程图

Fig. 1 Flowchart of the ABC algorithm to identify the current decay model of solar cell life prediction

3.1 相关参数的设置

本文中 s_0 表示太阳辐照度, $s_0=1353\text{ W/m}^2$ 。地球绕太阳公转的周期 T 为 365 d。通过仿真调整 ABC 算法得到如下参数:蜜蜂群的数目设置为 30 只, 25 只为采蜜蜂, 5 只为跟随蜂, $iter_{\max}=1000$, $w_{\text{bmax}}=w_{\text{emax}}=2.5$, $w_{\text{bmin}}=w_{\text{emin}}=2.5$, $\tau_{\max}=0.2$, $\tau_{\min}=0.02$, $w_1=w_3=0.2$, $w_2=w_4=1.2$, 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 $\lambda_0=0.8$, w_τ 中 $\alpha=0.8$, w_η 中 $\beta=1.2$ ^[19]。参数设置和仿真如图 2 所示。

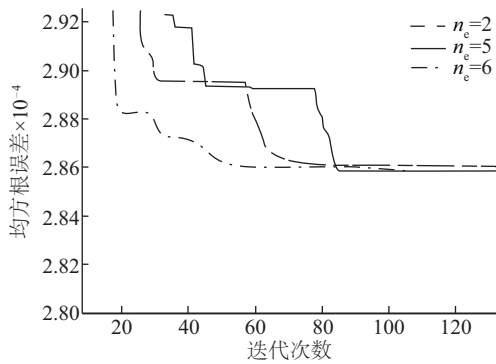


图2 ABC算法相关参数的设置和仿真图

Fig. 2 Setting and simulation of related parameters of ABC

图 2 中给出了当精英蜂的数量 n_e 为 2、5、6 只时分别对应的曲线。在人工蜂群算法迭代 1000 次的 $RMSE$ 曲线图可知:当精英蜂 n_e 的取值不同时, 1000 次迭代后的 $RMSE$ 曲线图的下降趋势也不一样。经试验调整, 当 $n_e=5$ 时, 曲线下降到最小值的速度最快, 说明寻优速度最快, 求解会更精确, 所以本文中 n_e 的取值为 5。

3.2 参数的求解

利用 3 a 每天一个的原始电流数据, 以及每年每天的太阳光照角的余弦值, 结合式(1)、式(2)、式(3)计算得到 3 a (每年按 365 d) 计算, 每天一个共 1095 组垂直光照角下的电流数据(垂直光照角的电流数据参照文献[12]中的图 5, 运用人工蜂群算法对太阳能电池寿命预测的衰减模型的参数进行辨识辨识得到结果, 并与文献[12]的最小二乘法的参数辨识结果进行对比, 结果见表 1。

如图 3 所示, 均方根值 $RMSE$ 随着迭代次数的不断增加而逐渐减小, 均方根值越小说明所求的参数精确度越高, 本文所求的参数是迭代过程中误差

最小的。

表1 ABC算法与最小二乘法参数辨识结果比较

Table 1 Comparison of parameter identification results between ABC and GLS

参数	最小二乘法	人工蜂群算法
a	0.1945	0.1944
b	-6.02×10^{-5}	-6.02×10^{-5}
c	0.5901	0.5901
d	32.06	32
α	-18.91	-18.766

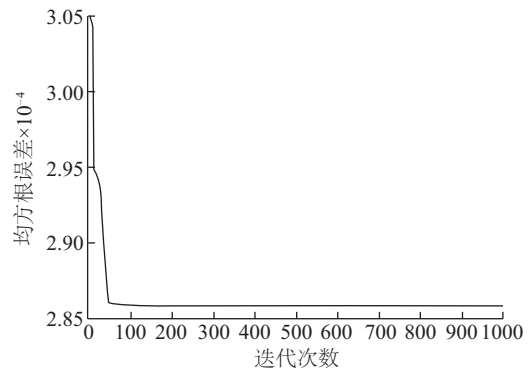


图3 人工蜂群算法迭代曲线图

Fig. 3 ABC algorithm of the iterative curve

3.3 与专利^[18]所求得的辨识结果比较

文献[18]为文献[12]所申请的中国专利。为了便于辨识结果的比较, 本文采用式(5)、式(6)、式(8)求得均方根值 $RMSE$ 、误差平方和 SSE 与 R^2 , 经过仿真后得到的人工蜂群算法对太阳能电池寿命预测的电流衰减模型所求得的 $RMSE$ 、 SSE 、 R^2 , 与文献[11]的最小二乘法的结果进行对比, 如表 2 所示。

表2 ABC算法与最小二乘法所求结果的比较

Table 2 Comparison of SSE , R^2 , $RMSE$ between GLS and ABC

算法	最小二乘法	人工蜂群算法
SSE	1.92×10^{-3}	8.94×10^{-5}
R^2	0.8666	0.9228
$RMSE$	1.337×10^{-3}	2.858×10^{-4}

从表 2 中可看出, 人工蜂群算法仿真后的 $RMSE$ 值最小值为 2.858×10^{-4} , SSE 最小值为 8.94×10^{-5} , 明显优于文献[12]的最小二乘法, 所以人工蜂群算法在太阳能电池寿命预测的电流衰减模型参数辨识的能力优于最小二乘法。人工蜂群算法下的

R^2 值也优于最小二乘法下的 R^2 值,说明 ABC 算法对太阳能电池寿命预测的电流衰减模型的参数辨识得到的参数与模型的拟合度更佳。因此与最小二乘法相比较,ABC 算法对太阳能电池寿命预测的电流衰减模型的参数辨识效果更优。

3.4 与文献[12]模型对太阳能电池寿命预测的时间比较

在人工蜂群算法辨识下得到电流衰减模型的参数,在相同预测电流值下,利用 ABC 算法辨识的电流衰减模型和利用最小二乘法得到的模型进行计算,对得到的时间 t 的对比结果如表 3。表中的电流为预测的衰减电流值;在模型计算下得到预测在轨时间; Δt 表示 2 个不同参数模型预测得到的太阳能电池寿命时间差。

表3 ABC算法与最小二乘法寿命预测的比较结果
Table 3 Comparison of the results of life prediction between ABC and GLS

电流/A	预测在轨时间/d		$\Delta t/d$
	人工蜂群算法	最小二乘法	
0.1970	365(1 a)	378	-13
0.1960	730(2 a)	744	-14
0.1951	1095(3 a)	1111	-16
0.1944	1460(4 a)	1476	-16
0.1938	1825(5 a)	1842	-17
0.1921	2920(8 a)	2938	-18
0.1912	3650(10 a)	3667	-17

由表 3 分析可得,在幂函数的太阳能电池寿命预测的电流衰减模型计算下,电流的衰减会越来越慢,从第 2 年的 0.46%,第 3 年的 0.36%,到第 5 年的 0.31%,电流的衰减速率明显减小。从表 3 的 2 个不同参数模型预测得到的太阳能电池寿命时间差即 Δt 可看出,在人造卫星或航天飞行器在太空中飞行的约 10 a 时间段中,2 种不同参数的电流衰减模型对为人造卫星或航天飞行器提供足够能源的太阳能电池进行寿命预测,人工蜂群算法辨识的电流衰减模型对太阳能电池的寿命预测时间短于最小二乘法辨识下的寿命预测的电流衰减模型, Δt 在-10~-20 d。因为 ABC 算法辨识出的 a 的值变小(即 $t=0$ 时的电流变小),使得预测得到的衰减电流 $D(t)$ 减小,所以每一年对太阳能电池的寿命预测都较

最小二乘法的模型有所提前。

4 结 论

针对文献[12]提出的基于电流衰减的太阳能电池寿命预测模型中运用最小二乘法求解模型参数精确度较低的问题,本文提出运用人工蜂群算法对基于电流衰减的太阳能电池寿命预测模型进行参数辨识。与专利^[18]的 SSE 、 $RMSE$ 和 R^2 的值对比,明显使用人工蜂群算法辨识得到的误差平方和与均方根值分别为 8.94×10^{-5} 、 2.858×10^{-4} ,更加趋近于 0,参数辨识的精确度更高, R^2 的值为 0.9228,更加趋近于 1,参数与模型拟合得更好。参数的拟合程度还有提升的空间(即 R^2 的值还能更加趋近于 1),这也是本课题组今后深入研究的目标。用 ABC 算法求得的电流衰减模型预测太阳能电池寿命更加精确,使太阳能电池寿命预测的可靠性大大增强。航空工作人员能预先知晓太阳能电池寿命的准确时间,能防止因太阳能电池因寿命不足而造成的航天事故。对人造卫星及空间站等航天飞行器上的太阳能电池寿命的准确预测,可避免因太阳能电池寿命不足造成卫星和航天飞行器材故障,为卫星和航天飞行器材的运行管理提供依据。因为能对未来太阳能电池的输出电流的精确计算,还能预报太阳能电池的未来负荷-时间曲线,达到卫星对太阳能电池负荷输出的调度要求。

[参考文献]

[1] Genwa K R, Sagar C P. Energy efficiency, solar energy conversion storage in photogalvanic cell [J]. Energy Convers and Management, 2013, 66: 121—126.
[2] Anil Kumar R, Suresh M S, Nagaraju J. GaAs/Ge solar cell AC parameters under illumination [J]. Solar Energy, 2004, 76(4): 417—421.
[3] Hu Jianmin, Wu Yiyong, Yang Dezhuang, et al. A study on the effects of the proton flux on the irradiated degradation of GaAs/Ge solar cells[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section B: Beam Interactions with Materials and Atoms, 2008, 266(16): 3577—3582.
[4] Pons D, Bourgoin J C. Irradiation-induced defects in GaAs[J]. Journal of Physics C Solid State Physics, 2000, 18(102): 499—510.

- [5] Bourgoin J C, de Angelis N. Radiation-induced defects in solar cell materials[J]. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2001, 66(1-4): 467—477.
- [6] Bourgoin J C, Zazoui M. Irradiation-induced degradation in solar cell: Characterisation of recombination centres[J]. *Semiconductor Science & Technology*, 2002, 17(5): 453—460.
- [7] Mbarki M, Sun G C, Bourgoin J C. Prediction of solar cell degradation in space from the electron-proton equivalence[J]. *Semiconductor Science & Technology*, 2004, 19(9): 1081—1085.
- [8] Hadrami M, Roubi L, Zazoui M, et al. Relation between solar cell parameters and space degradation[J]. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, 2006, 90(10): 1486—1497.
- [9] Meftah A F, Sengouga N, Belghachi A, et al. Numerical simulation of the effect of recombination centres and traps created by electron irradiation on the performance degradation of GaAs solar cells[J]. *Journal of Physics Condensed Matter : An Institute of Physics Journal*, 2009, 21: 215802.
- [10] Warner J H, Messenger S R, Walters R J, et al. Correlation of electron radiation induced-damage in GaAs solar cells[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2006, 53(4): 1988—1994.
- [11] 彭梅, 王巍巍, 吴静, 等. 太阳同步轨道卫星太阳能电池阵衰减因子研究[J]. *航天器工程*, 2011, 20(5): 61—67.
- [11] Peng Mei, Wang Weiwei, Wu Jing, et al. Study on attenuation factor of Si solar array for satellite in sun synchronous orbit[J]. *Spacecraft Engineering*, 2011, 20(5): 61—67.
- [12] Meng Jieru, Feng Jing, Sun Quan, et al. Degradation model of the orbiting current for GaInP/GaAs/Ge triple-junction solar cells used on satellite[J]. *Solar Energy*, 2015, 122: 464—471.
- [13] Askarzadeh A, Rezazadeh A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models [J]. *Applied Energy*, 2013, 102: 943—949.
- [14] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Technical Report, Erciyes University(2005), (TR06)10.
- [15] 王辉. 改进的蜂群算法[J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(11): 3869—3876.
- [15] Wang Hui. Improved artificial bee colony algorithm[J]. *Computer Engineering and Design*, 2011, 32(11): 3869—3876.
- [16] 马世俊. 卫星电源技术[M]. 北京: 宇航出版社, 2001: 203—204.
- [16] Ma Shijun. Satellite power technology[M]. Beijing: China Astronautics Press, 2001: 203—204.
- [17] 谭维炽, 胡金刚. 航天器系统工程[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2009.
- [17] Tan Weizhi, Hu Jingang. Spacecraft systems engineering [M]. Beijing: China Science and Technology Publishing House, 2009.
- [18] 孙权, 冯静, 潘正强, 等. 一种基于电流衰减的太阳能电池寿命预测方法[P]. 中国: 104852686A, 2015-05-27.
- [18] Sun Quan, Feng Jing, Pan Zhengqiang, et al. Degradation model of the orbiting current for solar cells used on satellite[P]. China: 104852686A, 2015-05-27.
- [19] 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): 168—172.
- [19] Jian Xianzhong, Wei Kai, Guo Qiang. Artificial bee swarm algorithm in the application of photovoltaic cell five-parameter double-diode model[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, 44(1): 168—172.

APPLICATION OF ARTIFICIAL BEE COLONY ALGORITHM IN PARAMETER IDENTIFICATION OF SOLAR CELL LIFE PREDICTION

Jian Xianzhong¹, Wu Jie¹, Guo Qiang²

(1. Ministry of Education and Shanghai Municipal Key Lab of Modern Optical System, School of Optical-Electrical and Computer Engineering,
University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to solve the problem of low parameter identification accuracy in the solar cell life prediction model, a method using artificial bee colony algorithm for parameter identification of solar cell life prediction model is proposed. Using the local fast search capability and efficient global convergence performance of the artificial bee colony algorithm, the five parameters of the current decay model for solar cell life prediction are identified, and the maximum lifetime prediction is performed using the current decay model for a given failure threshold. The root mean square error $RMSE$ identified by the artificial bee colony algorithm and the least squares method are 2.858×10^{-4} and 1.337×10^{-3} , respectively, and R^2 is 0.9228 and 0.8666, respectively. The experimental analysis shows that the root mean square error, squared error sum and R^2 obtained by the artificial bee colony algorithm are obviously better than the least squares method, which provides a new idea for the parameter identification of the current decay model for solar cell life prediction.

Keywords: solar cell; parameter identification; prediction analysis; cell life; artificial bee colony algorithm