

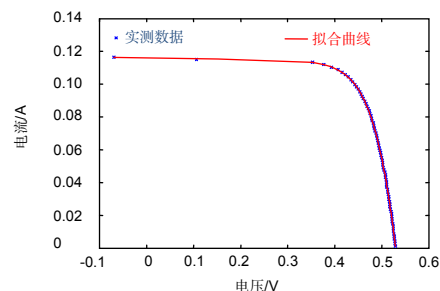


高空用标准太阳能电池特性测试与拟合

张玉燕^{1*}, 刘勇¹, 温银堂², 罗小元¹

¹燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004;

²燕山大学国防科学技术学院, 河北 秦皇岛 066004



摘要: 高空条件下太阳能电池特性测试对于研究航天用太阳能电池具有重要意义。本文提出了一种高空太阳能电池 I-V 特性曲线测量方案, 研究基于 FPGA 的硬件测试系统、并行数据采集测量方式和系统软件自动测量方法。提出基于混沌算法与遗传算法融合的太阳能电池 I-V 特性曲线拟合算法。针对地面测试实验数据, 利用太阳能电池单二极管数学模型进行曲线拟合计算, 结果表明混沌遗传算法优化结果适应度值为 4.0289×10^{-4} , 曲线拟合效果优于粒子群算法和遗传算法。

关键词: 太阳能电池; I-V 特性测试; 混沌遗传算法; 曲线拟合

中图分类号: TM914.4

文献标志码: A

I-V characteristic test and curve fitting of high-altitude solar cell

Yuyan Zhang^{1*}, Yong Liu¹, Yintang Wen² and Xiaoyuan Luo¹

¹Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; ²Institute of Defense Science and Technology, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China

Abstract: The high altitude calibration of solar cells is of great significance to study solar cells for space application. This paper presents a measurement scheme to measure the I-V curves of solar cells at a high altitude. The paper studies the hardware testing system based on FPGA, the method of acquiring the current and voltage data in parallel and the automatic measurement method of software in this system. An algorithm for fitting the current-voltage curve of solar cells based on chaos algorithm and genetic algorithm is proposed. According to the experimental data of ground testing, the curve fitting algorithm is carried out by using solar cell single diode mathematical model. The results show that the fitness value of the chaos genetic algorithm is 4.0289×10^{-4} , which means that the curve fitting is better than particle swarm algorithm and genetic algorithm.

Keywords: solar cell; I-V characteristic test; chaos genetic algorithm; curve fitting

DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2017.07.009

Citation: *Opto-Elec Eng*, 2017, 44(7): 725-731

1 引言

随着航天事业的快速发展, 航空器电源系统技术不断进步。空间应用太阳能电池是电源系统的重要组成

部分, 对其特性进行测试研究具有重要的理论意义与实际应用价值^[1]。航空用太阳能电池的应用环境为地球大气外层, 它受到 AM0 环境条件下的阳光照射。通过地面太阳模拟器做航空太阳能电池标定测试, 具有一定参考价值, 但也受到环境、光照误差的影响。因此高空太阳能电池标定方法对提高太阳能电池标准片的精度

收稿日期: 2017-05-17; 收到修改稿日期: 2017-06-16

*E-mail: yyzhang@ysu.edu.cn

与可靠性更具有优势。

最初高空太阳能电池标定主要测量太阳能电池短路电流。太阳能电池测试样片被载运至高空,通过标定系统记录高空光照下的太阳能电池短路电流数据。比较有代表性的是美国喷气推进实验室(JPL)的高空气球实验、法国国家太空研究中心(CNES)的高空气球实验和美国航空航天局(NASA)的航空飞机实验^[2,3]。北京东方计量测试技术研究所于2006年与2012年组织进行了气球搭载实验,对太阳能电池短路电流进行标定,得到了大量的实验数据,积累了宝贵的经验^[4]。但单一太阳能电池短路电流不足以全面描述太阳能电池在高空环境下的工作特性与性能,因此世界各国开始着手研究太阳能电池 I-V 特性的测量。美国在这一方面开展了较多的实验。美国航空航天局于1974年发射科学实验卫星搭载太阳能电池测试系统对太阳能电池样片进行 I-V 特性测量与记录,其测量方案为后续发展高空太阳能电池测量系统提供基础^[5]。2006年美国海军研究生院发射 NPSAT1 号卫星搭载一款多通道太阳能电池测试系统对24块太阳能电池进行自动 I-V 曲线测量^[6]。系统通过“变电流,扫电压”的方式进行数据扫描,但仅对太阳能电池电压数据做测量。我国有关高空用标准太阳能电池伏安特性自动测试系统的研究,仅处于起步阶段,还未见成型的测量设备^[7]。

通过对太阳能电池实测数据进行拟合,可以得到更准确的 I-V 特性曲线,从而计算太阳能电池物理模型参数,为提高太阳能电池效率提供理论支持。国内外在太阳能电池 I-V 曲线拟合方面都进行了深入的研究,不断挖掘新的算法用于提高太阳能电池的曲线拟合精度。文献[8]提出将改进加速遗传算法(IRAGA)与蚁群算法(ACA)相融合来对太阳能电池进行曲线拟合,与自适应

伪蒙特卡罗法对比,显著提高拟合精度。但算法对搜索空间进行了严格限定,限制了最优解的多种可能性。文献[9]提出使用花授粉算法对太阳能电池进行曲线拟合。结果显示,算法显著提高了曲线拟合精度,但文献并未对太阳能电池性能做评估。另外,还有自适应差分进化算法(Rcr-IJADE)、和声搜索算法(HS)和模拟退火算法(SA)被用于太阳能电池 I-V 曲线拟合计算^[10-12]。目前,对于太阳能电池的数据拟合仅限于对地面测试系统的实验数据,还未见针对高空太阳能电池数据的研究。

针对高空条件下太阳能电池测试要求,本文研究高空用标准太阳能电池测试系统,获取高空条件下太阳能电池 I-V 数据,分析太阳能电池数学模型,研究新型曲线拟合算法,提高曲线拟合精度。

2 测试系统

在高空条件下进行太阳能电池测试实验,需要测试系统具有高可靠性、智能化的特点,能够自动完成高精度伏安特性曲线的测量。针对太阳能电池电流与电压数据的采集,要确保数据采集实时性,减小测量误差。高空环境太阳能电池样片温度不可控,因此需要实时记录电池测试温度。为保证实验数据安全,需要多种数据保存手段。针对以上要求,本文研究设计了高空太阳能电池高精度自动测试系统。

系统构成如图1所示,主要由六部分组成:1) Nios II 处理器,负责处理数据采集、存储与传输;2) 电源系统,提供系统工作电压与太阳能电池偏置电压;3) 数据采集电路,实现电流-电压数据采集;4) 温度采集电路,实现温度采集、传输;5) 数据存储传输单元,基于 FATFS 的文件系统用于数据存储,基于 MAX232 的串口电路实现数据传输;6) 系统实时时钟,记录测

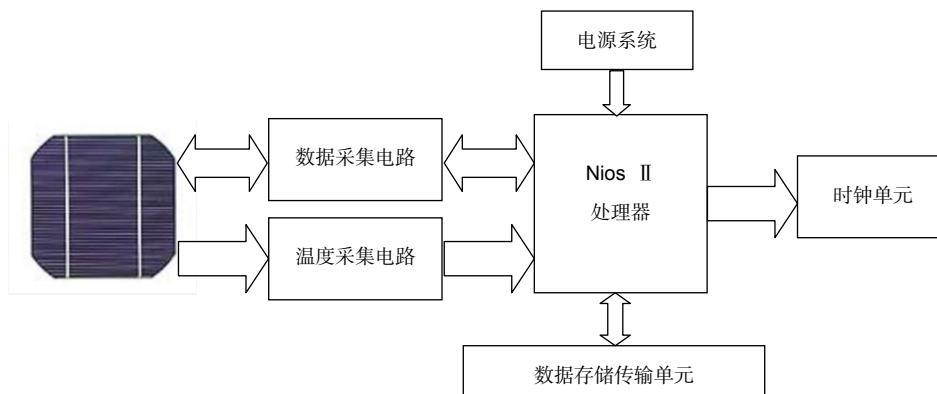


图1 高空太阳能电池测试系统构成.

Fig. 1 High altitude solar test system.

试系统运行的时间。

基于电子负载的数据采集电路，以“变电流，扫电压”方式对太阳电池的伏安数据进行扫描采集。通过程控 DAC 转换器控制电子负载，使流过太阳电池的电流变化。通过两个外接 16 位 ADC 转换器对太阳电池电流信号与电压信号的进行采集。Nios II 内核通过 IIC 协议与 ADC 转换器通信获取转换数据。为保证数据采集的准确性与实时性，编写了基于 Verilog 语言的 IP 核，实现两路模拟信号的并行采集。IP 核仿真 IIC 协议的读操作与写操作如图 2 所示。当需要采集数据时，挂载在 Nios II 内核上的 IP 核通过 IIC 接口同时发出数据转换命令。数据转换完成后，IP 核通过读时序将转换后的数据同时读入控制器。进行测试实验时，实际的 IIC 时序与仿真结果相同。并行的数据操作实

现了电流数据与电压数据的同时刻采集，保证信号的实时性。

设计完成的高空太阳电池测试系统实物如图 3 所示。电源接口输入 12 V 直流电源供整个系统运行。系统具有一个温度测量端口，一个太阳电池测量端口。将感知太阳电池温度的 PT100 铂电阻接入端口可以测量电池温度。将待测太阳电池样片接入太阳电池测量端口，则系统可自动完成电池 I-V 特性数据采集。针对高空应用的特点，系统配有串口通信端口用于数据传输，同时电路板集成 SD 卡处理电路，在实验过程中可将数据直接存入 SD 卡保存。为便于调试，系统设置 4 个功能按键，测试过程中，可根据实际要求进行配置。在电路板上方预留扩展 I/O 口，可用于系统测试。

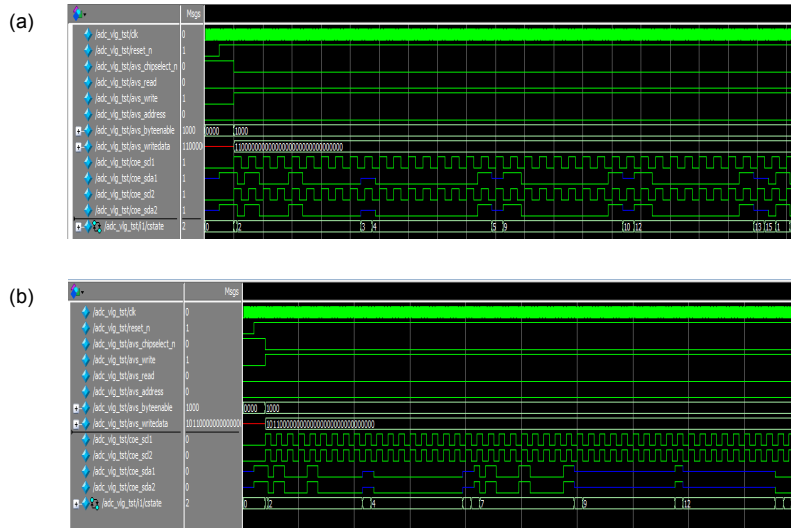


图 2 IIC 读写仿真。(a) 写操作仿真。(b) 读操作仿真。

Fig. 2 Read and write simulation of IIC bus. (a) Write operation simulation. (b) Read operation simulation.

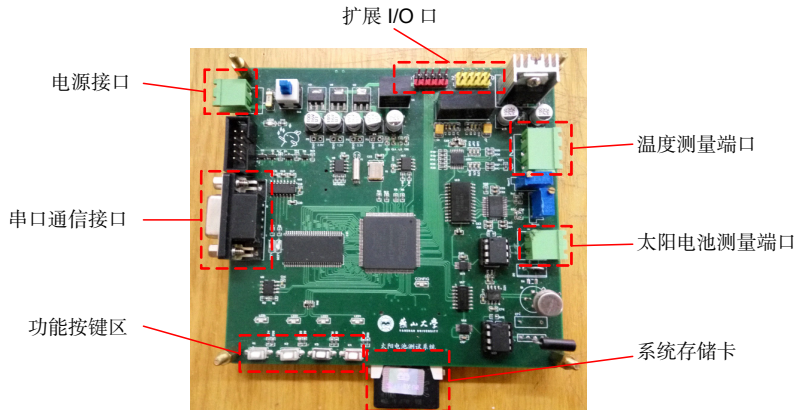


图 3 测试系统实物图。

Fig. 3 The picture of actual test system.

3 曲线拟合算法

3.1 太阳电池模型

在实验测量过程中,误差是不可避免的。通过分析太阳电池单二极管模型,作拟合计算,不仅可以得到最佳拟合曲线,还能获取模型参数,为分析评价太阳电池性能提供重要依据^[13]。单二极管模型表达式为

$$I = I_{ph} - I_{SD} \left[\exp\left(\frac{qV + qIR_s}{nkT}\right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}, \quad (1)$$

式中: I 为电路电流, V 为电路电压, I_{ph} 为光生电流, I_{SD} 为二极管的反向饱和电流, q 为电子电荷, n 为外围发射系数,它与 PN 结的尺寸、材料及通过的电流有关, T 为热力学温度, k 为玻尔兹曼常数, R_s 为串联电阻, R_{sh} 为并联电阻。

通过算法对模型进行参数辨识,继而得到太阳电池的 I-V 特性拟合曲线。模型中共五个待优化参数,以解向量 x 来表示,则 $x = [I_{ph} \ I_{SD} \ n \ R_s \ R_{sh}]$ 。运行算法需要建立合理的适应度函数。对式(1)做变换,可得到模型目标函数:

$$f(V, I, x) = I - I_{ph} + I_{SD} \left[\exp\left(\frac{qV + qIR_s}{nkT}\right) - 1 \right] + \frac{V + IR_s}{R_{sh}}. \quad (2)$$

将实验数据代入式(2)中,可以计算每一组数据的绝对误差。为更好地优化模型参数,把均方根误差函数作为算法运行的适应度函数^[14]。算法适应度值越小,则优化效果越好。均方根误差函数定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(V, I, x)]^2}, \quad (3)$$

式中 N 为实验数据的个数。

3.2 混沌遗传算法

混沌优化算法具有遍历性特点,全局搜索能力也较强,但细化搜索能力不足。遗传算法是一种基于生物进化论和遗传变异理论的智能算法,采用并行搜索方式,具有自组织、自适应、自学习性,但存在早熟现象,易收敛于局部最优解^[15]。本文将这两种算法相结合,使用混沌算法在待优化参数解空间进行初始搜索,在达到停止条件后,将搜索结果作为遗传算法的初始解,运行遗传算法进行细化搜索,从而提高全局搜索能力。

混沌算法通过 logistic 映射构建混沌序列,其表达式为

$$x_i^{(k+1)} = \mu x_i^{(k)} (1 - x_i^{(k)}), \quad (4)$$

式中: i 为混沌变量的序号, $i = 1, \dots, r$; r 是待优化参数个数; k 为染色体序号, $k = 1, \dots, m$; μ 为混沌控制参数,当 $\mu=4$ 时,系统处于完全混沌状态。对于任意初值,可以得到 $[0, 1]$ 上的遍历点^[16]。

在运行混沌算法前,将随机产生的混沌序列群以载波方式加载到待求解参数的解空间并作为算法的初始解集。将初始解集带入评价函数,计算适应度值。记录当前解中适应度最小的解,作为当前代的最优解。

由于初始化的解集通过混沌产生,解集内的解基本遍布整个解空间。通过对初始解添加混沌扰动,在每个解周围进行扰动搜索,不断优化算法的解。混沌扰动公式为

$$\delta'_k = (1 - T)\delta^* + T\delta_k, \quad (5)$$

式中: δ_k 为混沌序列,由 logistic 映射产生; δ^* 为进行混沌搜索的解 $(x_1^*, x_2^*, \dots, x_r^*)$ 映射到 $[0, 1]$ 区间后形成的向量,称为最优混沌向量^[17]; δ'_k 为经过式(5)计算产生的新解; T 是扰动参数,它的选取受算法迭代代数控制。在搜索初期,算法偏向多样性发展,因此 T 值较大。在搜索后期,解群要收敛于最优解,因此选用较小的 T , 进行小范围扰动搜索。 T 的表达式为

$$T = 1 - \left(\frac{i-1}{i}\right)^\omega, \quad (6)$$

式中: ω 为常数,需要根据实际情况调整, i 为迭代次数。

为提高混沌扰动的搜索效率,在对单个解内参数添加扰动变量后,重新计算解的适应度值,并与原解的适应度值作对比更新。通过将扰动的过程细化处理,提高了算法的搜索精度。随机选择待优化参数的扰动顺序,实现对所有待优化参数的遍历扰动。单个解的扰动示意图如图 4 所示。

多次迭代混沌算法,可以得到较优的解集。当混沌算法达到最大迭代次数时停止运行。将混沌算法最后一代产生的解集,作为遗传算法的初始染色体群。经过混沌算法计算,待优化的搜索空间被缩小到某个范围内。通过式(7)对运行遗传算法的解空间进行重新定义,缩小搜索空间,加快搜索速度。

$$\begin{cases} \mathbf{R}(i,1) = \min(x(j,i)) \\ \mathbf{R}(i,2) = \max(x(j,i)) \end{cases}, \quad (7)$$

式中 \mathbf{R} 为参数优化空间的范围矩阵,它是一个 $i \times 2$ 的矩阵,其中第 1 列为搜索空间下限,第 2 列为搜索空间上限; x 是遗传算法中的染色体群, $i = 1, \dots, r$ 表示

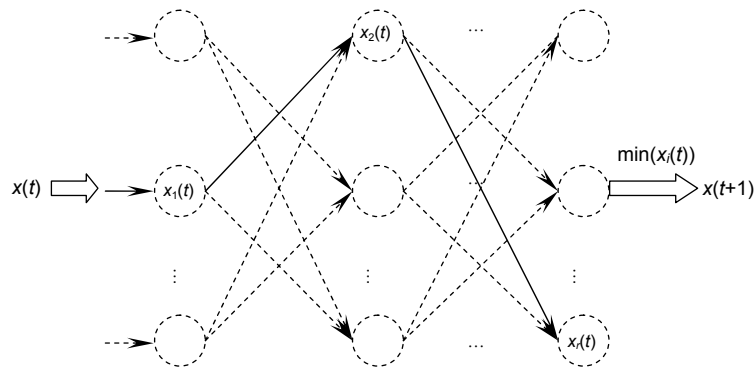


图 4 混沌搜索示意图.

Fig. 4 Schematic diagram of chaotic search.

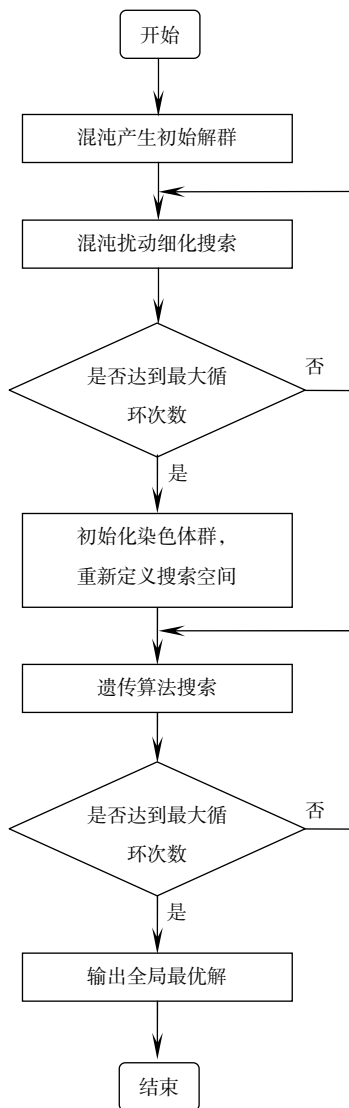


图 5 算法计算流程图.

Fig. 5 Algorithm flow chart.

染色体内的基因序号, r 是染色体内的基因数; $j=1, \dots, m$ 表示染色体群内的染色体序号, m 是染色体群数量。通过 \min 与 \max 可以分别求得染色体群内某个基因的最小值与最大值, 并分别作为该基因的搜索空间新的上限与下限。

遗传算法的迭代更新主要包括三个主要步骤: 选择、交叉和变异。选择与交叉操作保证算法在父代基础上不断更新进化。变异操作则增加了算法的多样性, 防止算法早熟收敛。通过遗传算法多次迭代, 最终得到太阳能电池模型待优化参数的全局最优解。

利用混沌遗传算法(chaos genetic algorithm, CGA)做太阳能电池模型参数辨识。使用混沌序列产生算法初始群体。通过混沌扰动搜索, 对待优化参数进行解计算。将混沌算法的最终解作为遗传算法的初始化解, 通过对染色体群进行选择、交叉、变异操作, 进行小范围内的精细搜索。通过逐代搜索进化, 最后收敛于全局最优解。算法的计算流程图如图 5 所示。

4 实验研究与分析

在自然光条件下, 用高空太阳能电池测试系统进行地面测试实验。将 $2\text{ cm} \times 2\text{ cm}$ 规格的单晶硅太阳能电池样片置于太阳光下, 启动太阳能电池测试系统, 进行电流、电压及温度数据的自动采样。单次测量获取有效太阳能电池电流、电压数据 78 对和一组温度数据, 测试结果显示温度为 $23.45\text{ }^\circ\text{C}$ 。

基于以上实验数据, 采用混沌遗传算法, 进行曲线拟合, 拟合效果如图 6 所示。图中使用两种标识给出测试数据与拟合数据的 I-V 特性曲线, 从图中可以看出原始数据与使用混沌遗传算法拟合的曲线重合度

较好。

为验证算法拟合效果,分别使用遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)和混沌遗传算法(CGA)对实验数据作拟合计算,并将计算结果进行对比,如表1所示。表中列出了三种算法计算得到的最优太阳电池模型参数及其对应算法的适应度值。适应度值直接反映算法的优化效果,对比可知,混沌遗传算法计算的最优解对应的适应度值最小,说明混沌遗传算法的拟合效果最好。

使用优化算法对太阳电池进行 I-V 曲线拟合,是求解太阳电池单二极管模型中未知参数的过程。由于太阳电池单二极管模型是非线性超越方程,因此是以电压为已知量,电流为未知量进行求解的过程。拟合结果的优劣以电流值的均方根误差来评判。

为进一步研究 I-V 曲线中各点的拟合效果,对运

行算法后太阳电池数据中电流的绝对误差进行计算,其计算公式为

$$e_i = |I_i^* - I_i|, \quad (8)$$

式中: e_i 为第 i 个测量点的绝对误差值, I_i^* 为第 i 个点的计算电流值, I_i 为第 i 个点的测量电流值。

将三种算法计算得到电流值的绝对误差绘制曲线,如图7所示。从图中可以看出,对各测量点,混沌遗传算法在各点的误差最小,遗传算法次之,粒子群算法最差,说明混沌遗传算法的优化结果好于其它两种算法,其优化结果更加准确,接近模型真实值。

太阳电池的特性参数包括短路电流 I_{sc} 、开路电压 V_{oc} 、最大功率 P_m 、最大功率点电流 I_m 、最大功率点电压 V_m 和填充因子 FF 。这些参数可以直观反映太阳电池的性能。根据拟合计算得到的太阳电池等效模型参数,将其代入式(1),即得到太阳电池等效数学模型。

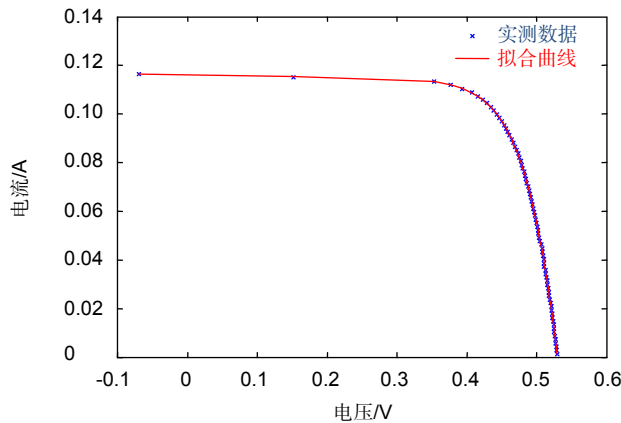


图6 混沌遗传算法拟合曲线。

Fig. 6 Fitting curve by using Chaotic genetic algorithm.

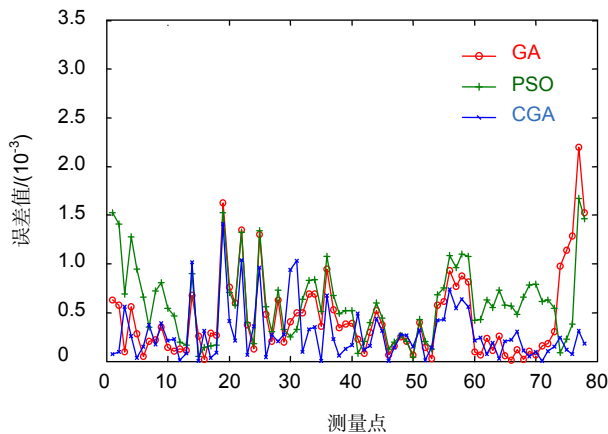


图7 三种算法误差对比图。

Fig. 7 Error comparison of three algorithms.

表1 算法对比。

Table 1 Algorithm comparison.

Algorithm	GA	PSO	CGA
I_{ph}/A	0.11779	0.11758	0.11606
$I_{SD}/\mu A$	0.43747	0.49006	0.06546
n	1.65982	1.67546	1.44324
R_s/Ω	0.04234	0.02183	0.10352
R_{sh}/Ω	303.839	185.985	239.432
RMSE	6.1302e-4	7.1745e-4	4.0289e-4

表2 太阳电池特性参数。

Table 2 Characteristic parameters of solar cell.

Parameters	Value
I_{sc}/A	0.11601
V_{oc}/V	0.53004
P_m/W	0.04478
I_m/A	0.10506
V_m/V	0.42627
FF	0.7283

令 $V = 0$ ，求解方程则得到短路电流 I_{sc} ；同理令 $I = 0$ ，求解方程则得到开路电压 V_{oc} ；太阳电池的最大功率点是太阳电池 I-V 曲线中 I 与 V 乘积最大的点。设 V 的值分别为 0 到 V_{oc} 范围内的 500 等分，分别求 I 的值，计算这 500 个点的功率，即将 I 与 V 相乘，其中的最大值即为最大功率 P_m ，最大功率对应的电流即为最大功率点电流 I_m ，最大功率对应的电压即为最大功率点电压 V_m 。填充因子是太阳电池的最大输出功率值与开路电压和短路电流乘积值（也称极限输出功率）的比值。最终计算得到太阳电池特性参数如表 2 所示。

5 结 论

针对高空条件下太阳电池测试，本文研究了一种用于新型太阳电池的伏安特性高精度自动测试系统。利用太阳模拟器进行了太阳电池地面测试实验，采集实验数据。针对太阳电池单二极管模型，研究混沌遗传算法对实验测量数据进行了曲线拟合计算，得到高精度拟合曲线。与其它算法进行了对比，结果说明本文提出的混沌遗传算法可寻优计算出最优参数。

该研究成果可对提高太阳电池标准片的精度提供可靠的技术依据，对促进我国高空太阳电池标定工作具有重要意义。

基金项目

国家自然科学基金资助项目(61403333)。

参考文献

- Hong Lei. Study on operation mode of satellite solar array simulator[J]. *Spacecraft Engineering*, 2015, **24**(3): 125–130.
洪雷. 卫星太阳电池阵模拟器工作模式研究[J]. *航天器工程*, 2015, **24**(3): 125–130.
- Bailey S, Snyder D, Jenkins P, et al. Standards for space solar cells and arrays[C]. Proceedings of Seventh European Space Power Conference, Stresa, Italy, 2005: 575–580.
- Hoheisel R, Wilt D, Scheiman D, et al. AMO solar cell calibration under near space conditions[C]// Proceedings of the 40th Photovoltaic Specialist Conference, Denver, CO, USA, 2014: 1811–1814.
- Liu Fucai, Zhao Yang, Yang Yiqiang, et al. Sun tracking technology for balloon flight solar cell calibration[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, **35**(11): 3137–3144.
刘福才, 赵阳, 杨亦强, 等. 高空气球太阳能电池标定用太阳跟踪控制技术[J]. *航空学报*, 2014, **35**(11): 3137–3144.
- Zhang Ya, Yuan Yafei, Tang Haojun. Primary investigation of the AMO solar cell space calibration[J]. *Journal of Astronautic Metrology and Measurement*, 2010, **30**(1): 28–32.
张亚, 袁亚飞, 汤浩军. 太阳电池空间标定技术初探[J]. *宇航计测技术*, 2010, **30**(1): 28–32.
- Lo E B W, Phelps R, Michael S. Evaluation and testing of the solar cell measurement system onboard the naval postgraduate school satellite NPSAT1[C]. Proceedings of the 22nd AIAA International Communications Satellite Systems Conference & Exhibit, Monterey, California, 2004: 2004–3267.
- Liu Min, Yang Yiqiang, Yuan Yafei. The measurement & test techniques for electrical performances of the spacecraft solar cell arrays[J]. *Spacecraft Environment Engineering*, 2010, **27**(2): 153–156.
刘民, 杨亦强, 袁亚飞. 航天器太阳电池阵电性能测试技术[J]. *航天器环境工程*, 2010, **27**(2): 153–156.
- Wang Zhiming, Tang Dongmei, Wei Guangpu. Correlating I-V curve of solar cells with combination algorithm of IRAGA and ACA[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2013, **34**(6): 1034–1038.
王志明, 唐冬梅, 魏光普. 用 IRAGA 与 ACA 融合算法拟合太阳电池 I-V 曲线[J]. *太阳能学报*, 2013, **34**(6): 1034–1038.
- Alam D F, Yousri D A, Eteiba M B. Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation[J]. *Energy Conversion and Management*, 2015, **101**: 410–422.
- Gong Wenyin, Cai Zhihua. Parameter extraction of solar cell models using repaired adaptive differential evolution[J]. *Solar Energy*, 2013, **94**: 209–220.
- Askarzadeh A, Rezazadeh A. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms[J]. *Solar Energy*, 2012, **86**(11): 3241–3249.
- 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.
- Chen Zhicong, Wu Lijun, Lin Peijie, et al. Parameters identification of photovoltaic models using hybrid adaptive Nelder-Mead simplex algorithm based on eagle strategy[J]. *Applied Energy*, 2016, **182**: 47–57.
- Yuan Xiaofang, Xiang Yongzhong, He Yuqing. Parameter extraction of solar cell models using mutative-scale parallel chaos optimization algorithm[J]. *Solar Energy*, 2014, **108**: 238–251.
- Xiao Rong. Research on the high accuracy test system for PV cell/array based on FPGA[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
肖蓉. 基于 FPGA 的高精度光伏测试仪的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
- Zu Yunxiao, Zhou Jie. Cognitive radio resource allocation based on combined chaotic genetic algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, **60**(7): 079501.
祖云霄, 周杰. 基于组合混沌遗传算法的认知无线电资源分配[J]. *物理学报*, 2011, **60**(7): 079501.
- Wang Zhongmin, Dai Yi, Zhao Hui. Chaos genetic hybrid algorithm and its application to shear stress verifying of spring[J]. *Acta Armamentarii*, 2009, **30**(8): 1143–1146.
王仲民, 戴怡, 赵辉. 混沌遗传混合算法及其在弹簧剪应力校核中的应用[J]. *兵工学报*, 2009, **30**(8): 1143–1146.