

烟花算法在太阳电池双二极管模型 参数辨识的应用

简献忠, 郝 辽

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘 要:为解决太阳电池双二极管模型中参数辨识准确度低的问题,基于烟花算法提出一种新型的参数辨识方法。该方法模拟烟花的爆炸过程,在条件范围内进行局部寻优,选取一定数量的最优火花进行下一轮迭代,火花将逐渐搜索整个解空间直到找到满足条件的最优解。测试双晶硅太阳电池 KC200GT,采用烟花算法获取参数的平均绝对误差为 0.0152,遗传算法和粒子群算法的平均绝对误差分别为 0.3548、0.2374。实验结果表明:提出的基于烟花算法的太阳电池参数辨识精度明显优于遗传算法及粒子群算法,可为太阳电池的参数辨识提供一种新方法。

关键词: 太阳电池; 参数辨识; 局部寻优; 双二极管模型; 烟花算法

中图分类号: TM615

文献标志码: A

0 引 言

随着能源的日益短缺以及环境污染的日益严重,研究人员开始寻找污染少、可再生的新型能源,其中太阳能是最有前景的新能源之一。太阳电池作为太阳能发电系统的核心,是国内外学者的研究重点。一个好的模型能精确预测系统的性能,太阳电池的模型建立有以下困难:1)太阳电池的 $I-U$ 特性是非线性的;2)参数辨识复杂;3)光照的复杂度影响太阳电池特性^[1]。在一般的工程应用中,太阳电池主要采用单二极管模型,由于其计算简单,在实际中应用广泛,但该等效电路精确度低,尤其在低照度环境下^[2];此外还有双二极管模型,该模型能准确预测太阳电池性能,然而模型的非线性使参数的获取变得复杂^[3]。因此参数获取是目前研究的主要课题。首先提出遗传算法来解决参数辨识问题,研究表明遗传算法的误差率过高^[4]。随后提出粒子群算法,但其存在早熟问题^[5]。

为避免以上问题,采用模拟退火算法,模拟退火算法太过依赖与冷却进度表,但没有合适的调整很难算出正确结果^[6]。随后新型的寻优算法被用到这个领域,首

先提出的是人工蜂群算法,这种算法的收敛速度过慢导致其可行性差^[7]。鸟类繁殖优化算法^[8]、细菌觅食算法^[9]、差分算法也广泛应用于参数获取^[10]。目前获取参数的方法有收敛时间长、误差大、复杂度高的缺点,针对以上问题,本文采用烟花算法进行参数辨识。烟花算法是一种新型的全局寻优算法,与传统算法相比,它能更快地收敛获取最优值。初始烟花爆炸后,会在相邻地区产生一定数量的火花,选择最优的火花再次爆炸并在其他较小的区域中显示火花,重复迭代,火花将逐渐搜索整个解空间直到找到满足条件的最优解。为了验证烟花算法的优越性,本文进行误差分析,结果表明该模型能更好地拟合太阳电池的 $I-U$ 特性^[11]。

1 太阳电池的数学建模

光照条件下,太阳电池利用其 p-n 结的太阳效应直接将光能转换为电能,其双二极管等效电路如图 1 所示。其中 I_{ph} 为光生电流,二极管 D_1 模拟少数载流子的扩散过程,二极管 D_2 表征符合效应, I_{01} 和 I_{02} 分别为扩散电流和复合电流分量, R_s 和 R_p 分别为并联电阻和串

收稿日期: 2017-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(41075019)

通信作者: 郝 辽(1994—), 男, 硕士, 主要从事电力系统分析与控制方面的研究。360653356@qq.com

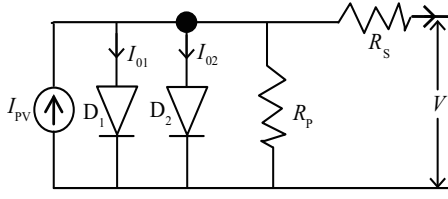


图1 太阳电池双二极管模型

Fig. 1 Schematic of two diode model

联电阻, I 为输出电流, V 为输出电压。根据基尔霍夫电流定律,图1中输出电流与输出电压的关系可表述为式(1):

$$I = I_{pv} - I_{01} \left[\exp\left(\frac{V + IR_s}{a_1 V_{T1}}\right) - 1 \right] - I_{02} \left[\exp\left(\frac{V + IR_s}{a_2 V_{T2}}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V + IR_s}{R_p} \right) \quad (1)$$

$$V_{T1} = V_{T2} = \frac{N_s K_B T}{q} \quad (2)$$

式中, a_1 、 a_2 ——二极管的理想因子; V_{T1} 、 V_{T2} ——热电压; N_s ——太阳电池组数量; q ——电子电荷, $q = 1.602 \times 10^{-19}$ C; K_B ——玻尔兹曼常数, $K_B = 1.38 \times 10^{-23}$; T ——p-n结的温度, K。

I_{pv} 由光照强度和温度决定,如式(3):

$$I_{pv} = (I_{scn} + k_i dT) \frac{G}{G_n} \quad (3)$$

式中, I_{scn} ——标准测试环境下的短路电流; k_i ——短路电流温度系数,由厂商提供; G ——太阳电池表面的辐射强度; G_n ——标准测试条件下的光照强度 ($G_n = 1000$ W/m²), $dT = T - T_n$, 其中 T 为太阳电池表面温度, T_n 为标准测试条件下的温度, $T_n = 25$ °C。

饱和电流 I_{01} 和 I_{02} 需通过大量计算和迭代才可得出,为简化模型可设定 $I_{01} = I_{02}$, 计算公式为:

$$I_{01} = I_{02} = \frac{I_{pv}}{\exp\left[\left(V_{oc} + k_v\right) / \left(a_1 + a_2 - 1\right) V_T\right] - 1} \quad (4)$$

式中, K_v ——开路电压温度系数; V_{oc} ——短路电压。

太阳电池为直流发电,因此其功率 $P = VI$, 等式对 V 进行微分得:

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} + I \quad (5)$$

太阳电池在功率最大点处,功率对电压的导数在功率最大点(MPP)处为零^[12],即:

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} + I = 0 \quad (6)$$

可得一个求最小值函数:

$$\min\left(\left|\frac{dP}{dV}\right|\right) = \left|\frac{dI}{dV}\right|(V_{mp}, I_{mp}) + \frac{I_{mp}}{V_{mp}} \quad (7)$$

2 烟花算法寻优

烟花算法是一种新型智能寻优算法,用来解决全局复合函数最优化问题。当烟花爆炸后,火花的散落将充满烟花周围的局部空间,爆炸过程可看作是一个在局部空间内对最优点的搜索,在最优区域不断的进行下一次爆炸,直到一个火花命中最优点或在设定误差之内。算法中还引入高斯变异算子,它能增强局部寻优能力和火花的随机性,防止早熟^[13]。用烟花算法获取太阳电池模型参数的步骤见下文。

2.1 烟花算法(FWA)的初始化

在搜索区域随机初始化 n 个烟花算子,确定参数的边界范围: $1 \leq a_1 \leq 2$, $1 \leq a_2 \leq 2$, $0.2 \leq R_s \leq 2$, $200 \leq R_p \leq 500$ 。

2.2 火花算子和爆炸半径的评估

本文中烟花算法用于解决最优化问题: $\min f(x) \in R$, $R \in \mathbb{R}^n$, $x_{\min} < x < x_{\max}$, $x = a_1, a_2, R_s, R_p$, $f(x)$ 即目标函数, x_{\min} 和 x_{\max} 表示参数的潜在空间范围,设为可行域 Ω 。为达到烟花差异化的目的,每个烟花的爆炸半径和爆炸产生的火花数目是根据其相对于烟花种群中其他烟花适应度值计算得到的,每次烟花 x_i 爆炸产生的火花数目 S_i 和爆炸半径 A_i 的计算公式分别为:

$$S_i = m \frac{y_{\max} - f(x_i) + \xi}{\sum_{i=1}^n (y_{\max} - f(x_i) + \xi)} \quad (8)$$

$$A_i = A_m \frac{f(x_i) - y_{\min} + \xi}{\sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_{\min} + \xi)} \quad (9)$$

式中, m ——初始烟花数目,用来调整每次爆炸的火花数量; y_{\max} ——当前烟花种群中适应度最大值; A_m ——初始烟花爆炸半径,用来调整每次爆炸半径的大小; y_{\min} ——当前烟花种群中适应度最小值; i ——迭代次数; ξ ——计算机常量的最小值,用来避免除零。

为限制适应度好的烟花位置不会产生过多的爆炸火花,同时适应度值差的烟花位置不会产生过少的爆炸火花,定义 S_i 的范围为:

$$S_i = \begin{cases} \text{round}(a \cdot m), & S_i < a \cdot m \\ \text{round}(b \cdot m), & S_i > b \cdot m \\ \text{round}(S_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, a 、 b ——常量参数。

2.3 火花算子的区域识别

在烟花爆炸过程中,产生的火花可能会超出可行域 Ω 的边界范围,当火花 x_i 在维度 k 上超出边界,将通过式(11)的映射规则映射到一个新的位置, x_k^{\max} 、 x_k^{\min} 为解空间在维度 k 上的上边界和下边界。

$$x_j^k = x_k^{\min} + |x_j^k| \% (x_k^{\max} - x_k^{\min}) \quad (11)$$

2.4 变异烟花算子

为增加爆炸火花的多样性,烟花算法引入变异算子用于产生变异火花——高斯变异。首先在烟花种群中随机选择一个烟花 x_j , 然后对该烟花随机选择一定数量进行高斯变异操作,每次爆炸引入 B 个这种类型的火花。高斯变异火花产生的过程为:

$$g = \text{Gaussain}(1, 1) \quad (12)$$

$$\hat{x}_j^k = x_j^k \cdot g \quad (13)$$

2.5 选择策略

为使烟花种群中优秀的信息能传递到下一代种群中,在产生爆炸火花和高斯变异火花后,算法会在候选者集合(包括烟花、爆炸火花和高斯变异火花)中选择一定数量的个体作为下一代烟花。假设候选者集合为 K , 烟花种群大小为 N 。候选者集合中适应度值最小的个体会被确定性地选择到下一代作为烟花,剩下的 $N-1$ 个烟花的选择是基于其与其他点的距离,距离的定义为:

$$W(x_i) = \sum_{j \in K} d(x_i, x_j) = \sum_{j \in K} \|x_i - x_j\| \quad (14)$$

剩余烟花被选择的概率的计算公式为:

$$Q(x_i) = \frac{W(x_i)}{\sum_{j \in K} W(x_j)} \quad (15)$$

计算距离的方法包括曼哈顿距离、欧式距离、角距离等,本文采用欧式距离。用烟花算法获取模型参数流程图如图 2 所示。

3 结果与分析

为测试烟花算法(FWA)获取太阳能电池双二极管模型参数的有效性,本文选用太阳能电池 KC200GT 行仿真实验,相应的太阳能电池数据由制造商提供,见表 1。

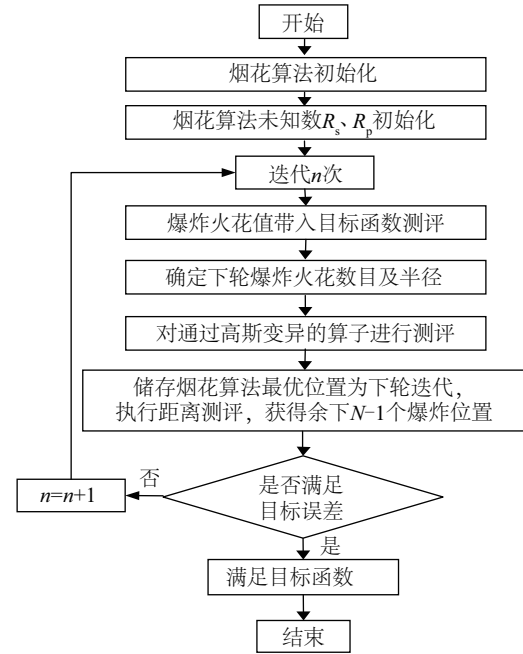


图2 烟花算法流程图

Fig. 2 Flowchart for firework algorithm

表1 标准条件下制造商数据提供太阳组件电气参数值

Table 1 Electrical characteristics of solar modules by manufacturer's datasheet at SRC

型号	P_{mp}/W	I_{mp}/A	V_{mp}/V	V_{oc}/V	I_{sc}/A	N_s
KC200 GT	200	7.61	26.3	32.9	8.21	54

注: P_{mp} —最大功率点值; I_{mp} —最大功率点处电流值; V_{mp} —最大功率点处电压值; V_{oc} —开路电压; I_{sc} —短路电流; N_s —太阳能电池串联数量。

在标准测试条件 ($T=25^\circ\text{C}$, $G=1000\text{ W/m}^2$) 下, 机器配置: Intel Core i5, 2.5 GHz, 4 G 运行内存。通过初步试验选择参数, 实验结果表明以下参数设定使程序运行十分理想: $n=20$, $m=50$, $A_m=40$, $a=0.08$, $b=0.8$, $B=20$, 运用烟花算法迭代 1000 次所求得太阳能电池双二极管模型的参数如表 2 所示。

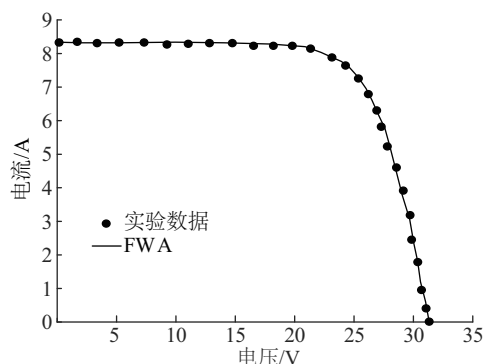
表2 FWA算法获取的参数值

Table 2 Extracted model parameter values employing FWA

型号	I_{01}/A	R_s/Ω	R_p/Ω	a_1	a_2
KC200GT	3.87×10^{-10}	0.22	180.50	1.0	1.2

注: I_{01} —扩散电流; R_s —并联电阻; R_p —串联电阻; a_1 、 a_2 —二极管理想因子。

如图 3 所示, 本文将实验数据与双二极管模型的 $I-V$ 仿真曲线进行对比。由图 3 可知, 实验数据与双二极管模型的 $I-V$ 特性曲线的拟合度非常高, 能精确描述曲线特征^[14]。

图3 实验数据和FWA的 I - V 特性曲线Fig. 3 Comparison of I - V characteristics between datasheet and FWA

为进一步检验参数辨识质量,本文引入绝对误差和相对误差来进行统计分析,并与遗传算法和粒子群算法进行对比,如表3所示。由表3可知,用烟花算法求得的数据与实验数据误差最低,平均绝对误差为0.0152,用遗传算法和粒子群算法求得的数据误差较大,平均绝对误差分别为0.3548、0.2374,由此得出烟花算法具有高精度^[15]。如图4所示,为进一步体现烟花算法在太阳电池参数获取中的优越性,对烟花算法、遗传算法、粒子群算法求得的太阳电池双二极管模型进行收敛度仿真,烟花算法的收敛度为 2.87×10^{-8} ,与遗传算法和粒子群算法相比,烟花算法收敛速度更快、收敛度更低^[16]。

表3 用FWA、GA和PSO求得的 IAE 和 RE Table 3 Computation of IEA and RE values of FWA, GA and PSO

序号	实验数据(EXP)		烟花算法(FWA)			遗传算法(GA)			粒子群算法(PSO)		
	V_i/V	I_i/A	I_{cal}/A	IAE/A	RE	I_{cal}/A	IAE/A	RE	I_{cal}/A	IAE/A	RE
1	0.000	8.198	8.207	0.008	0.001	8.216	0.001	0.001	8.213	0.015	0.001
2	2.027	8.156	8.195	0.039	0.004	8.216	0.021	0.003	8.213	0.036	0.002
3	3.016	8.156	8.183	0.027	0.005	8.197	0.014	0.002	8.202	0.058	0.002
4	4.004	8.145	8.171	0.026	0.003	8.197	0.026	0.003	8.191	0.046	0.002
5	5.241	8.134	8.159	0.025	0.003	8.187	0.028	0.003	8.191	0.046	0.004
6	7.020	8.124	8.147	0.023	0.003	8.177	0.031	0.003	8.169	0.056	0.003
7	8.107	8.113	8.123	0.011	0.003	8.177	0.053	0.004	8.169	0.045	0.006
8	12.013	8.092	8.100	0.009	0.001	8.148	0.048	0.007	8.147	0.056	0.006
9	13.991	8.061	8.076	0.017	0.001	8.138	0.062	0.006	8.136	0.055	0.007
10	16.017	8.049	8.053	0.004	0.001	8.119	0.067	0.008	8.124	0.055	0.009

V_i —实验电压; I_i —实验电流; I_{cal} —计算电流; IAE —实验与计算电流值的绝对误差; RE —实验与计算电流值的相对误差。

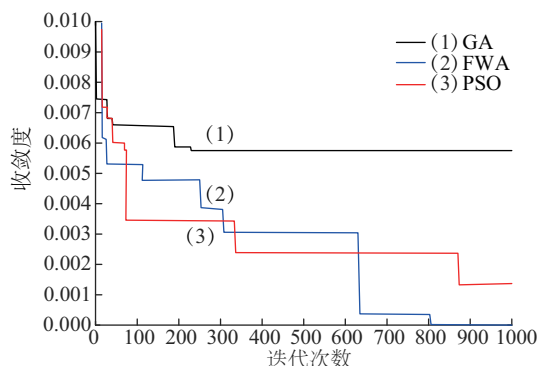


图4 烟花算法(FWA)、遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)收敛曲线

Fig. 4 Convergence curve for FWA, GA and PSO

4 结 论

针对太阳电池模型参数获取精确度不高的问题,提出基于烟花算法的参数辨识,仿真结果验证采用烟花算法进行太阳参数辨识时具有收敛速度快、时间短及有效防止数据的过早收敛的特点,可快速高精度得出太阳电池的 I - P 特性曲线。与传统的遗传算法和粒子群算法相比,烟花算法能更加精确地拟合出太阳电池的 P - V 特性曲线,研究结果对太阳电池系统的评估,太阳检测仪的设计与制造以及MPPT等方面有重要意义。

[参考文献]

- [1] 赵剑飞, 姜建国. 智能太阳能电池模拟系统的研究[J]. 太阳能学报, 2012, 33(1): 18-23.
ZHAO J F, JIANG J G. Study on the intelligent solar cells simulation system[J]. Acta energiae solaris sinica, 2012, 33(1): 18-23.
- [2] CHEN Y Y, WANG Y B, ZHANG Y S. Crustal velocity structure of central Gansu province from regional seismic waveform inversion using firework algorithm[J]. Earthquake science, 2017, 30(2): 81-89.
- [3] 吕辉, 代金梅, 盛飞, 等. 聚光太阳能光伏模组等效电路模型及参数提取[J]. 太阳能学报, 2015, 36(4): 865-870.
LYU H, DAI J M, SHENG F, et al. Equivalent circuit modeling and parameters extraction of concentrator PV module[J]. Acta energiae solaris sinica, 2015, 36(4): 865-870.
- [4] 任海英, 史艾娜. 基于多主体遗传算法的太阳能电池技术演化研究[J]. 科学研究, 2014, 32(1): 66-72.
REN H Y, SHI A N. Study the evolution of solar cell technology with a multiagent genetic algorithm[J]. Study in science of science, 2014, 32(1): 66-72.
- [5] 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.
- [5] CHENG Z, DONG M N, YANG T K, et al. Extraction of solar cell model parameters based on self-adaptive chaos particles swarm optimization algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(9): 245-252.
- [6] MOHAMED I A, KOWSALYA M. A new power system reconfiguration scheme for power loss minimization and voltage profile enhancement using Fireworks Algorithm [J]. International journal of electrical power and energy systems, 2014, 65(1): 312-318.
- [7] NIU J, WANG J S, AN Z Y, et al. Optical system design of the optical multi-function detector[J]. Acta photonica sinica, 2013, 42(12): 1507-1513.
- [8] KASHIF I, ZAINAL H. An improved two-diode photovoltaic model for PV system[J]. Solar energy materials & solar cells, 2011, 95: 586-594.
- [9] HEJRI M, MOKHTARI H, AZIZIAN A R, et al. On the parameter extraction of five-parameter double-diode model of photovoltaic cells and models[J]. IEEE journal of photovoltaic cells and models, 2014, 4(3): 915-923.
- [10] DEBKALPA G V, SHANKAR C V. Parametric optimization of ultrasonic machining process using gravitational search and fireworks algorithms[J]. AIN shams engineering journal, 2015, 6(1): 315-321.
- [11] YE S G, MA H P, XU S, et al. An effective fireworks algorithm for warehouse-scheduling problem[J]. Transactions of the institute of measurement and control, 2017, 39(1): 75-85.
- [12] 高林, 谭伟. 基于遗传算法的最大功率点跟踪[J]. 控制工程, 2012, 19(4): 570-573.
GAO L, TAN W. Maximum power point tracking of solar cells based on genetic algorithm[J]. Control engineering of China, 2012, 19(4): 570-573.
- [13] SARAVANAN B, KUMAR C, KOTHARI D P. A solution to unit commitment problem using fire works algorithm[J]. International journal of electrical power and energy systems, 2016, 77(1): 221-227.
- [14] ALAM D F, YOUSRI D A, ETEIBA M B. Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation[J]. Energy convers, 2015, 101(4): 410-422.
- [15] ISHAQUE K, KASHIF Z, SALAM H, et al. Simple, fast and accurate two-diode model for photovoltaic modules[J]. Solar energy materials and solar cells, 2011, 95(1): 586-594.
- [16] VIJAY K, JITENDER K C, DINESH K. Optimal choice of parameters for fireworks algorithm[J]. Procedia computer science, 2015, 70(2): 334-340.

APPLICATION OF FIREWORKS ALGORITHM IN PARAMETER IDENTIFICATION OF SOLAR CELL DOUBLE-DIODE MODEL

Jian Xianzhong, Hao Liao

(College of Electrical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of parameter identification of photo, voltaic cell four, parameter double, diode model, a new parameter identification method is proposed based on fireworks algorithm in this paper. The algorithm simulates the fireworks explosion process and makes a partial optimization in the condition range. The optimal sparks are selected to complete the next iteration, which will gradually search the entire solution space until the optimal solution is found to meet the conditions. Using dual, crystal silicon KC200GT solar cells test data as verification, the average absolute error of the fireworks algorithm is only 0.0152, and it is 0.3548 and 0.2374 when genetic algorithm and particle swarm algorithm is used respectively. The simulation results and the data analysis verifies the feasibility of the fireworks algorithm and show that the fireworks algorithm is obviously superior to the genetic algorithm and the particle swarm algorithm, which provides a new idea for the parameter identification of photo, voltaic cells.

Keywords: solar cell; parameter identification; local search; double-diode model; fireworks algorithm