

文章编号:1671-6833(2020)03-0014-06

基于自适应差分演化算法的光伏模型参数提取

李水佳, 龚文引

(中国地质大学(武汉) 计算机学院,湖北 武汉 430074)

摘要:快速准确地提取光伏(PV)模型的参数对于光伏系统的模拟、评估和控制是至关重要的。近些年来,使用智能优化方法对PV模型进行参数提取得到了极大的关注。然而,这些智能优化方法往往消耗了大量的计算资源。为了准确快速地提取光伏模型的参数,提出了一种新型的自适应差分演化算法。在该算法中,提出了一种新的变异策略。为了验证算法的性能,选择单二极管模型、双二极管模型和PV模型作为测试模型。实验结果表明:提出的算法可以快速准确地提取到不同PV模型的参数。因此,提出的算法可以作为一种有效的PV模型参数提取方法。

关键词:光伏模型;参数提取;差分演化

中图分类号: TP18

文献标志码: A

doi:10. 13705/j.issn.1671-6833. 2020.02. 020

0 引言

由于能源危机、环境污染和气候变化,替代可再生能源的需求显著增加^[1]。太阳能作为一种安全和清洁的可再生能源,近来得到了广泛关注^[2]。太阳能主要应用于光伏发电,由于光伏发电系统能够将太阳能转换为电能,因此已在全球范围内应用。然而,由于对天气和环境因素的依赖性,特别是受温度和光辐射的影响,使得采用太阳能光伏系统发电成为了一项重要的挑战^[3-4]。为了提高光伏发电的效率,需要根据测量的电压-电流数据来提取出准确的光伏模型参数。因此,高效提取PV模型参数的方法就变得尤为重要。目前,解决PV模型参数提取的方法主要是一些分析方法和确定性方法。分析方法实现起来很简单并且能够快速得到问题的解决方案,但需要做出某些假设,这可能会导致提取的参数不一定准确。对于确定性方法,如Newton-Raphson方法^[5]等,它们对初始值非常敏感。更重要的是,确定性方法对目标函数有着严格的要求:连续、可微和凸函数。

近些年来,智能优化算法引起了越来越多的关注。许多研究者尝试用智能优化算法去提取PV模型的参数,如模式搜索(PS)^[6]、模拟退火

(SA)^[7]、差分进化(DE)^[8]、粒子群优化(PSO)^[9]、基于教学优化(TLBO)^[10]等。PS简单易实现,但对于不可导问题求解时比较困难;SA局部搜索能力强,而全局搜索能力差,容易受参数的影响;DE简单有效但受控制参数影响较大;PSO有着很强的局部搜索能力,却容易陷入局部最优^[11];TLBO简单高效却收敛较慢。另外,这些智能优化算法在提取PV模型参数时,通常需要消耗大量的计算资源。因此,提出了一种基于自适应的差分演化算法,对不同的PV模型进行了参数提取,并且与已有智能优化算法的结果进行了比较。实验结果表明,提出的算法在PV模型参数提取中有着很大的优越性。

1 PV模型及目标函数

在实际应用中主要有两种广泛使用的模型来描述PV系统的V-I特性:单二极管模型和双二极管模型。

1.1 单二极管模型

根据单二极管模型的等效电路^[8],其输出电流I满足式(1):

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

式中: I_{ph} 为可用于实际供电的光照产生的电流,

收稿日期: 2019-11-12;修订日期: 2020-01-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61573324)

通信作者: 龚文引(1979—),男,湖南永顺人,中国地质大学(武汉)教授,博士,博士生导师,主要研究方向为智能优化及其应用, E-mail: wygong@cug.edu.cn。

A ; I_{sd} 为二极管反向饱和电流, μA ; R_s 和 R_{sh} 分别为光伏电池板的等效串联和并联电阻, Ω ; n 为二极管理想因子; $V_t = kT/q$; k 为玻尔兹曼常量 ($1.38 \times 10^{-23} J/K$); q 为电子电量 ($1.6 \times 10^{-18} C$); T 为环境温度, K 。

1.2 双二极管模型

根据双二极管模型的等效电路^[8], 其输出电流 I 满足式(2):

$$I = I_{ph} - I_{sd1} \left[\exp\left(\frac{V + IR_s}{n_1 V_t}\right) - 1 \right] - I_{sd2} \left[\exp\left(\frac{V + IR_s}{n_2 V_t}\right) - 1 \right] - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}, \quad (2)$$

式中: I_{sd1} 和 I_{sd2} 分别为两个二极管反向饱和电流, μA ; n_1 和 n_2 分别为两个二极管理想因子。

1.3 目标函数

从上述两种模型可以看出, 单二极管模型有 5 个参数待提取: I_{ph} 、 I_{sd} 、 R_s 、 R_{sh} 和 n ; 而双二极管模型则有 I_{ph} 、 I_{sd1} 、 I_{sd2} 、 R_s 、 R_{sh} 、 n_1 和 n_2 7 个参数待提取。直接求解 PV 模型各个参数十分困难, 文献[8]中将参数提取问题转化为非线性最优化问题, 可建立优化目标函数如式(3)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(V_k, I_k, \mathbf{X})^2}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{X} 包含各个模型待提取的参数; N 为 V - I 数据集的个数; $f(V_k, I_k, \mathbf{X}) = I_{sim} - I_k$, 即为仿真电流 I_{sim} 与实验电流 I_k 的差值; 采用均方根误差 $RMSE$ 作为评价目标, 即 $RMSE$ 表示所有的仿真电流和实验电流的误差的平方和, 这意味着 $RMSE$ 越小, 所提取到的参数越准确。

2 差分演化算法

差分演化算法(differential evolution, DE)^[12]最初由 Storn 和 Price 在 1997 年提出, 主要用于求解数值优化问题。在差分演化算法中, 主要包含 4 种操作: 初始化、变异、交叉和选择。

初始化: 一般种群中有 NP 个个体(每个个体 \mathbf{X}_i 表示一组解向量), 初始化则是将每个个体在边界范围内随机产生一组值, 如式(4)所示:

$$X_{i,j} = LB_j + \text{rand}(UB_j - LB_j), \quad (4)$$

式中: LB_j 和 UB_j 分别表示第 j 维的上下边界; j 为 1 到 D (维数)之间的整数; rand 为 0 到 1 之间的随机数。

变异: 变异操作是差分演化的核心部分, 主要用于产生新的个体, 常用的变异策略为 DE/rand/1、DE/best/1、DE/current-to-best/1 等, 其中 DE/

rand/1 策略如式(5)所示:

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{X}_{r1} + F \cdot (\mathbf{X}_{r2} - \mathbf{X}_{r3}), \quad (5)$$

式中: \mathbf{V}_i 为第 i 个个体的变异向量; $r1$ 、 $r2$ 、 $r3$ 为 3 个不同的 1 到 NP 之间的随机整数, 且不等于 i 。

交叉: 为了保持种群的多样性, DE 算法在突变之后, 采用交叉操作。通过将目标向量与突变向量进行交叉, 得到试验向量。常用的有二项交叉和指数交叉, 其中二项交叉如式(6)所示:

$$U_{i,j} = \begin{cases} V_{i,j}, & \text{if } \text{rand} < CR \text{ or } j = j_{\text{rand}}; \\ X_{i,j}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (6)$$

式中: CR 为交叉率; j_{rand} 为 1 到 D 之间的随机整数。

选择: 采用贪婪的思想, 在试验向量和目标向量之间, 选择更好的作为下一代的个体, 如式(7)所示:

$$\mathbf{X}_i = \begin{cases} \mathbf{U}_i, & \text{if } f(\mathbf{U}_i) \leq f(\mathbf{X}_i); \\ \mathbf{X}_i, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $f(\mathbf{X}_i)$ 为 \mathbf{X}_i 对应的目标函数值。

3 自适应差分演化算法

传统的 DE 算法有 3 个参数: 缩放因子 F 、交叉因子 CR 和种群大小 NP 。其中 F 和 CR 的取值对算法有非常大的影响, 所以自适应差分演化算法有着广阔的前景。为了准确快速地提取 PV 模型参数, 提出了一种新型变异策略自适应 DE 算法(SADE)。

3.1 新型变异策略

DE/rand/1 策略, 这种策略从随机群体中选择 3 个向量进行突变, 然后在 3 个向量中随机选择基本向量, 再将其其他两个矢量的差矢量添加到基矢量上。虽然这种策略能够保持种群多样性和全局搜索能力, 但是没有任何确定的搜索方向, 导致收敛速度慢。DE/best/1 策略, 这种策略虽然收敛快, 但是总是朝着最优个体的方向搜索, 容易陷入到局部最优。之后, 为了更充分地利用贪婪思想, JADE^[13]引入了一种新的变异策略: DE/current-to-pbest/1, 这种策略在解决各种问题上被证明是一种非常成功的策略。DE/current-to-best/1 策略, 它在全局搜索和局部搜索中有着一定的平衡能力, 是一种成功的策略。笔者提出的新突变策略可以显著提高 DE 算法的搜索能力, 并增加在复杂和大规模优化问题中实现有希望和成功结果的可能性, 这是差分演化算法研究中的一个重要的开放挑战。因此, 笔者采用新的变异

策略,引导个体朝着有希望的且远离希望较小的区域搜索,以提高算法的收敛速度。提出的变异策略如式(8)所示:

$$V_i = X_i + F_i(X_{pbest} - X_i) - \omega_i(X_i - X_{pworst}), \quad (8)$$

式中: X_{pbest} 和 X_{pworst} 分别为种群中个体适应值由小到大排序后的前 $p\%$ 和后 $p\%$ 个体; F_i 为第 i 个个体朝着有希望方向的缩放因子; ω_i 为第 i 个个体远离希望较小的区域搜索的缩放因子。

笔者提出的新型变异策略采用 $p\%$ 的贪婪原则,能够使得种群中的个体朝着希望较大的区域但又不总是同一个有希望的区域搜索;能够远离一些没有希望的搜索区域,但又不总是同一个没有希望的区域,这对提高 DE 算法的收敛速度是非常有效的。

3.2 参数自适应

综合上述,提出的 DE 算法主要有 F 、 CR 、 ω 、 NP 和 p 5 个参数,其中 NP 保持 20 固定不变,而 p 根据 JADE 中给出的比较好的取值范围,保持 0.2 不变。

对于 F 和 ω ,采用 JADE 中自适应方式如下:

$$F_i = \text{randc}(\mu_F, 0.1), \quad (9)$$

$$\omega_i = \text{randc}(\mu_\omega, 0.1), \quad (10)$$

$$\mu_F = (1 - c)\mu_F + c \cdot \text{mean}_L(S_F), \quad (11)$$

$$\mu_\omega = (1 - c)\mu_\omega + c \cdot \text{mean}_L(S_\omega), \quad (12)$$

式中: randc 为柯西分布; μ_F 和 μ_ω 的初值均为 0.5; c 为 0.1; S_F 和 S_ω 为成功缩放因子的集合; mean_L 为赖默均值,详细描述见 JADE^[13]。

对于 CR 自适应,每个个体的交叉率 CR_i 的产生方式如下:

$$CR_i = \text{randn}(\mu_{CR}, 0.1), \quad (13)$$

式中: randn 为正态分布; μ_{CR} 初始值为 0.5,一代结束后, μ_{CR} 采用式(14)更新:

$$\mu_{CR} = (1 - c) \cdot \mu_{CR} + c \cdot \text{mean}_A(S_{CR}), \quad (14)$$

式中: mean_A 为算术平均值; S_{CR} 为成功交叉率的集合。

3.3 SADE 算法及其应用

新型变异策略的自适应 DE 算法(SADE)用来提取 PV 模型的参数的计算流程如图 1 所示。初始化时,使待提取的 PV 参数在规定的范围内均匀产生,经过新型的变异策略进行变异,得到变异向量,再经过交叉和选择操作得到下一代个体。如果给定的最大函数评价次数没用完则采用自适应的方式去更新控制参数 μ_F 、 μ_ω 和 μ_{CR} ,直至最大函数评价次数耗尽,输出提取的参数。

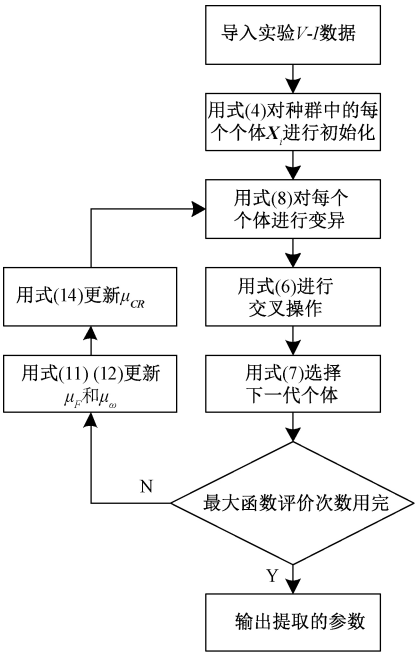


图 1 SADE 算法流程图

Figure 1 Flowchart of SADE algorithm

4 实验结果

为了验证 SADE 的性能,它被用于提取单二极管模型,双二极管模型和 PV 组件模型的参数。其中,单、双二极管的数据均来自于 33 ℃,57 mm 直径的商业硅 R.T.C.法国太阳能电池^[5],PV 组件模型的数据来自于 45 ℃ 的多晶 Photowatt-PWP201 电池^[5],所有待提取的参数范围如表 1 所示。所有模型的 SADE 的实验结果都是在 Win7 操作系统 MATLAB2016b 下独立运行 30 次获得的结果。

表 1 待提取的参数范围

Table 1 Range of parameters to be extracted

参数	单/双二极管		Photowatt-PWP201	
	LB	UB	LB	UB
I_{ph}/A	0	1	0	2
$I_{sd}, I_{sd1}, I_{sd2}/\mu A$	0	1	0	50
R_s/Ω	0	0.5	0	2
R_{sh}/Ω	0	100	0	2 000
n, n_1, n_2	1	2	1	50

将 SADE 算法的实验结果与一些效果比较好的算法进行了比较,比较结果如表 2、3 和 4 所示。

对于单二极管模型,从表 2 中可以看出,虽然 SADE 和 MLBSA 算法取得了最小的 $RMSE$ 值,但是笔者提出的 SADE 只消耗了 10 000 次函数评价次数($NFEs$),MLBSA 却消耗了 50 000 次。其次是 IJAYA、JADE、GOTLBO、ABSO、IGHS 和 CPSO。

表 2 单二极管模型不同参数提取方法的比较

Table 2 Comparison of different parameter extraction methods for single diode model

算法	I_{ph}/A	$I_{sd1}/\mu A$	R_s/Ω	R_{sh}/Ω	n	$RMSE$	$NFEs$
CPSO ^[9]	0.760 7	0.400 0	0.035 4	59.012 0	1.503 3	1.390 0E-03	45 000
IGHs ^[14]	0.760 8	0.343 5	0.036 1	53.284 5	1.487 4	9.930 6E-04	150 000
ABSO ^[15]	0.760 8	0.306 2	0.036 6	52.290 3	1.475 8	9.912 4E-04	150 000
IJAYA ^[16]	0.760 8	0.328 1	0.036 4	53.759 5	1.481 1	9.860 3E-03	50 000
MLBSA ^[17]	0.760 8	0.323 0	0.036 4	53.718 5	1.481 2	9.860 2E-04	50 000
GOTLBO ^[10]	0.760 8	0.331 6	0.036 3	54.154 3	1.483 8	9.874 4E-04	10 000
JADE ^[13]	0.760 8	0.324 4	0.036 4	53.700 8	1.481 6	9.861 8E-04	10 000
SADE	0.760 8	0.323 0	0.036 4	53.718 5	1.481 2	9.860 2E-04	10 000

表 3 双二极管模型不同参数提取方法的比较

Table 3 Comparison of different parameter extraction methods for double diode model

算法	I_{ph}/A	$I_{sd1}/\mu A$	R_s/Ω	R_{sh}/Ω	n_1	$I_{sd2}/\mu A$	n_2	$RMSE$	$NFEs$
IGHs	0.760 8	0.976 1	0.036 9	56.836 8	1.921 3	0.167 9	1.428 1	9.863 5E-04	150 000
ABSO	0.760 8	0.267 1	0.036 6	54.621 9	1.465 1	0.381 9	1.981 5	9.834 4E-04	150 000
BMO ^[18]	0.760 8	0.211 1	0.036 8	55.808 1	1.445 3	0.876 9	2.000 0	9.826 2E-04	150 000
CWOA ^[19]	0.760 8	0.241 5	0.036 7	55.201 6	1.456 5	0.600 0	1.989 9	9.827 2E-04	150 000
IJAYA	0.760 1	0.005 0	0.037 6	77.851 9	1.218 6	0.750 9	1.624 7	9.829 3E-04	50 000
GOTLBO	0.760 8	0.271 7	0.036 6	53.618 7	1.466 8	0.259 5	1.916 1	9.954 4E-04	20 000
JADE	0.760 8	0.321 9	0.036 4	53.711 7	1.481 0	0.002 4	1.691 3	9.860 1E-04	20 000
SADE	0.760 8	0.226 0	0.036 7	55.485 4	1.451 0	0.749 3	2.000 0	9.824 8E-04	20 000

表 4 Photowatt-PWP201 模型不同参数提取方法的比较

Table 4 Comparison of different parameter extraction methods for Photowatt-PWP201

算法	I_{ph}/A	$I_{sd}/\mu A$	R_s/Ω	R_{sh}/Ω	n	$RMSE$	$NFEs$
PS ^[6]	1.031 3	3.175 6	1.205 3	714.285 7	48.288 9	1.180 0E-02	NA
SA ^[7]	1.033 1	3.664 2	1.198 9	833.333 3	48.821 1	2.700 0E-03	NA
CPSO	1.028 6	8.301 0	1.075 5	1 850.100 0	52.243 0	3.500 0E-03	45 000
IJAYA	1.030 2	3.470 3	1.201 6	977.375 2	48.629 8	2.425 1E-03	50 000
MLBSA	1.030 5	3.482 3	1.201 3	981.982 3	48.642 8	2.425 1E-03	50 000
GOTLBO	1.030 5	3.499 1	1.200 8	989.688 9	48.661 1	2.425 1E-03	10 000
JADE	1.030 5	3.481 0	1.201 3	981.157 2	48.641 4	2.425 1E-03	10 000
SADE	1.030 5	3.482 3	1.201 3	981.982 4	48.642 8	2.425 1E-03	10 000

另外,利用提取到的参数进行仿真电流的计算,将得到的仿真电流与测量电流曲线进行对比,如图 2 所示,可以看出,测量电流与仿真电流有着非常好的拟合性。

对于双二极管,有 7 个参数待提取。由表 3 的比较结果可知,SADE 取得了最好的 $RMSE$ 值(9.824 8E-04),并且使用的函数评价次数最少。BMO、CWOA 和 IJAYA 的结果虽然很接近最优值的结果,但是消耗了大量的函数评价次数,也就是消耗了大量的计算资源。其余的几种参数提取方法也消耗了大量的计算资源,且提取的参数不够准确。图 3 的测量数据与仿真数据高度拟合也证明了笔者提出的 SADE 方法能够提供更准确的参数值。

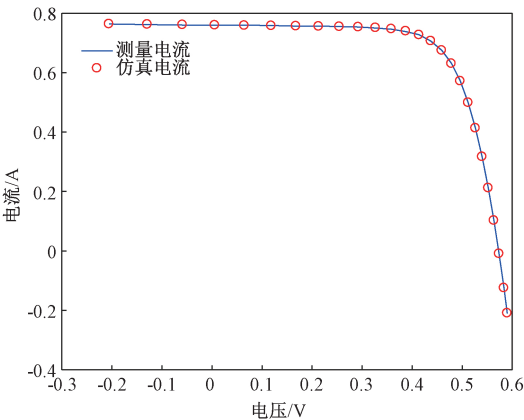


图 2 单二极管模型测量数据与仿真数据比较

Figure 2 Comparison of single diode model measured data and simulated data

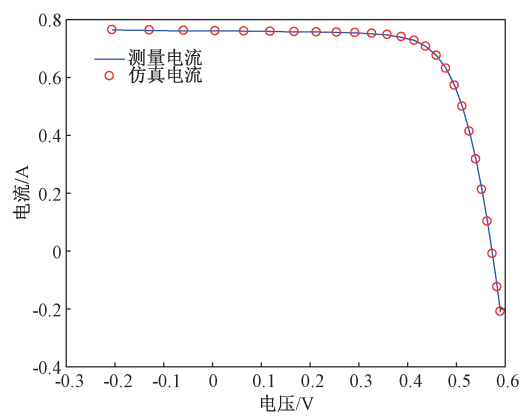


图3 双二极管模型测量数据与仿真数据比较
Figure 3 Comparison of double diode model measured data and simulated data

对于 Photowatt-PWP201 模型,从表 4 中可知,SADE、JADE 和 GOTLBO 取得了最好的 *RMSE* 值($2.425\ 1\text{E-}03$)以及消耗最少的函数评价次数(10 000);IJAYA 和 MLBSA 虽然取得了同样的 *RMSE* 值,却消耗了 50 000 次函数评价次数;其次是 CPSO、SA 和 PS,其中 SA 和 PS 所用的函数评价次数在原文中无法获取(NA)。像前面两种模型一样,将 SADE 利用提取到的参数得到的仿真数据与测量数据进行了拟合对比,如图 4 所示。可以看出,仿真数据与测量数据仍然有着良好的拟合性。

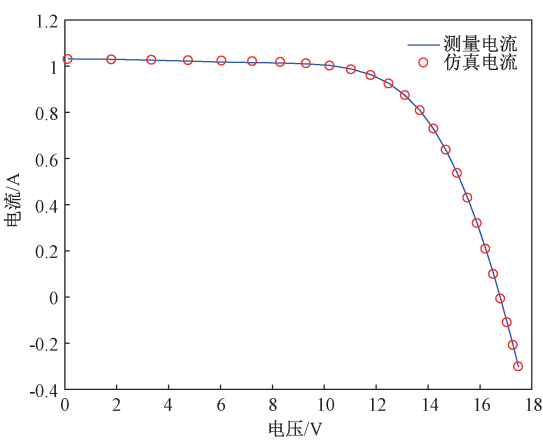


图4 Photowatt-PWP201 模型测量数据与仿真数据比较
Figure 4 Comparison of Photowatt-PWP201 measured data and simulated data

5 结论

提出了一种新型的自适应差分演化算法,可以准确快速地提取不同光伏模型的未知参数。在 SADE 算法中,笔者提出了一种新型的变异策略,能够有效地促使种群中的个体朝着有希望的区域搜索,以提高算法的收敛速度。SADE 算法的有

效性可以通过单二极管模型、双二极管模型以及 PV 组件模型的参数提取问题来评估,并且将 SADE 的结果与一些最近提出的成熟算法进行了比较。结果表明,笔者提出的 SADE 算法能够提供更准确、更可靠的参数值。因此,SADE 算法可以作为一种有效的 PV 模型参数提取的选择方法。

参考文献:

[1] MUHSEN D H, GHAZALI A B, KHATIB T, et al. Parameters extraction of double diode photovoltaic module's model based on hybrid evolutionary algorithm[J]. Energy conversion and management, 2015, 105:552-561.

[2] 梁亮,詹智民,邓小磊,等. 基于电导增量法的太阳能光伏阵列 MPPT 仿真[J]. 郑州大学学报(工学版),2018,39(6):88-92.

[3] 孙园园,肖华锋,谢少军,等. 太阳能电池工程简化模型的参数求取和验证[J]. 电力电子技术,2009,43(6):44-46.

[4] 许天,陈晓强. 并联式支路光伏发电系统的研究与仿真[J]. 郑州大学学报(工学版),2016,37(2):25-28.

[5] EASWARAKHANTHAN T, BOTTIN J, BOUHOUCHE I, et al. Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers[J]. International journal of solar energy, 1986, 4(1):1-12.

[6] ALHAJRI M F, EL-NAGGAR K M, ALRASHIDI M R, et al. Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search[J]. Renewable energy, 2012, 44:238-245.

[7] 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.

[8] JIANG L L, MASKELL D L, PATRA J C. Parameter estimation of solar cells and modules using an improved adaptive differential evolution algorithm[J]. Applied energy, 2013, 112:185-193.

[9] JIANG C, XUE L Y, SONG D Y, et al. Solar cells performance testing and modeling based on particle swarm algorithm [C]//International Conference on Computer Science and Information Processing. Xi'an: IEEE, 2012: 562-566.

[10] CHEN X, YU K J, DU W L, et al. Parameters identification of solar cell models using generalized oppositional teaching learning based optimization [J].

Energy, 2016, 99:170–180.

[11] 徐霜,万强,余琍. 基于学习理论的改进粒子群优化算法[J]. 郑州大学学报(工学版),2019,40(2):29–34.

[12] STORN R, PRICE K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of global optimization, 1997, 11 (4): 341–359.

[13] ZHANG J Q, SANDERSON A C. JADE: adaptive differential evolution with optional external archive [J]. IEEE transactions on evolution computation, 2009, 13 (5):945–958.

[14] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms[J]. Solar energy, 2012, 86(11): 3241–3249.

[15] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Artificial bee swarm optimization algorithm for parameters identification of solar cell models [J]. Applied energy, 2013, 102: 943–949.

[16] YU K J, LIANG J J, QU B Y, et al. Parameters identification of photovoltaic models using an improved jaya optimization algorithm [J]. Energy conversion and management, 2017, 150: 742–753.

[17] YU K J, LIANG J J, QU B Y, et al. Multiple learning backtracking search algorithm for estimating parameters of photovoltaic models [J]. Applied energy, 2018, 226: 408–422.

[18] ASKARZADEH A, REZAZADEH A. Extraction of maximum power point in solar cells using bird mating optimizer-based parameters identification approach[J]. Solar energy, 2013, 90: 123–133.

[19] OLIVA D, AZIZ M A E, HASSANIEN A E. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm [J]. Applied energy, 2017, 200:141–154.

Parameter Extraction of Photovoltaic Models Based on Adaptive Differential Evolution Algorithm

LI Shuijia, GONG Wenyin

(School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: It was vital to fast and accurately extract the parameters of the photovoltaic (PV) models for the simulation, evaluation, and control of PV systems. Recently, the use of the intelligent optimization methods for parameter extraction of PV models attracted increasing attention. However, these methods tended to consume large computational resources. In order to extract the parameters of the PV models fast and accurately, a novel adaptive differential evolution algorithm was developed, in which a new mutation strategy was proposed. To verify the performance of proposed algorithm, the single diode model, the double diode model, and the PV module are selected as test models. The experimental results showed that proposed algorithm could extract the parameters of different PV models fast and accurately. Thus, the proposed algorithm could be an efficient alternative for parameter extraction of PV models.

Key words: photovoltaic models; parameter extraction; differential evolution