

基于麻雀搜索算法的光伏阵列参数辨识

张治^{1,2},王新宇¹,王林¹

(1. 西安理工大学 电子工程系, 陕西 西安 710048;

2. 国家电投集团光伏产业创新中心, 青海 西宁 810000)

摘要: 目前最为常用的光伏电池参数辨识方式是解析法与智能优化算法, 麻雀搜索算法(SSA)是新提出来的智能优化算法, 具备传统智能优化算法优势的同时, 提高了运算速度, 对传统算法易陷入局部最优的问题进行了优化。在对光伏系统智能化监测的需求下, 提出了一种基于麻雀搜索算法的光伏阵列参数辨识方法辨识模型参数, 然后对光伏阵列特性曲线进行拟合。通过实测数据对光伏电池的相关参数进行辨识, 之后再对特性曲线进行拟合, 结果表明采用该方法可以在保证计算速度的同时精确地对特性曲线进行拟合。

关键词: 光伏阵列; 参数辨识; 智能优化算法; 麻雀搜索算法

中图分类号: TP28 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed22741

Photovoltaic Array Parameter Identification Based on Sparrow Search Algorithm

ZHANG Zhi^{1,2}, WANG Xinyu¹, WANG Lin¹

(1. Department of Electronic Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China;

2. State Power Investment Group Photovoltaic Industry Innovation Center, Xining 810000, Qinghai, China)

Abstract: At present, the most commonly used methods for identifying photovoltaic cell parameters are analytical methods and intelligent optimization algorithms. The sparrow search algorithm (SSA) is a newly proposed intelligent optimization algorithm. It has the advantages of traditional intelligent optimization algorithms while increasing the speed of calculation, the problem of falling into the local optimum is optimized. Under the demand for intelligent monitoring of photovoltaic systems, a photovoltaic array parameter identification method based on sparrow search algorithm was proposed to identify the model parameters and then to fit the characteristic curve of the photovoltaic array. The relevant parameters of the photovoltaic cell were identified through the measured data, and then the characteristic curve was fitted. The results show that the proposed method can accurately fit the characteristic curve while ensuring the calculation speed.

Key words: photovoltaic (PV) array; parameter identification; intelligent optimization algorithm; sparrow search algorithm(SSA)

随着社会的发展,传统的化石能源已经越来越无法满足人类的需求,人类需要一种储量丰富、易于采集、更加清洁的能源,太阳能因其自身的优越性,获得了大力的推广与发展。作为整个发电系统的核心,一旦光伏组件的运行出现问题,就会导致光伏电站运行受到严重影响,所以需要 对光伏系统进行实时监测,掌握其运行状态。

在光伏系统的监测中,对光伏阵列特性曲线进行精确的拟合是分析光伏系统状态的一种常用方法。光伏电池在工作状态中受辐照度与温度的影响,发电能力也会伴随着光伏板的老化有所降低,所以根据标准参数计算绘制的特性曲线会与实际测试的特性曲线有误差^[1-2]。目前光伏电池的数学模型研究中,工程用简化模型因其研究相对成熟、概念比较清晰、精度较高等优点

基金项目:陕西省重点研发计划.(2017ZDCXL-GY-05-03)

作者简介:张治(1978—),男,博士,高级工程师,Email:zhangzhi01@spic.com.cn

通讯作者:王新宇(1995—),男,硕士,Email:widdz@163.com

从而得到了广泛的应用^[3]。光伏电池可测参数主要为电压与电流,某些光伏组件特性参数尚且没有有效的测试手段,而这些参数又是构建光伏组件数学模型的重要参数,为了最终特性曲线拟合的精度,需要对这些参数进行辨识。

目前主流的特性曲线拟合方法是,采用智能优化法对光伏电池参数进行辨识,之后再利用辨识到的参数拟合出特性曲线。文献[4-6]采用解析法对光伏电池的参数进行辨识,虽然收敛速度快,且易于实现,但是在辨识精度上略有不足;文献[7]采用自适应优化算法对光伏组件特性曲线进行拟合,通过随机生成的收缩比,对初始值进行拟合,通过多次拟合的结果来确定最优参数,但是该方法计算量较大,增加了投入成本;文献[8]采用蜂群算法实现光伏电池的特性曲线拟合,在算法优化的过程中,同时对多个个体进行优化,所以收敛速度较快,但是在算法运行的后期容易过早熟并且陷入局部最优解。文献[9]采用蝗虫优化算法对光伏组件参数进行辨识,该种方式结构简单、稳定性强,但是需要进行大量运算,降低了运算效率。

在结合实际生产需求的情况下,本文提出一种利用麻雀搜索算法对光伏阵列特性曲线进行拟合的方法,该种算法可以在更少的迭代次数下,实现更有方向性的寻优,使得收敛速度和寻优率有了明显提升,最后在利用光伏电池实测数据进行试验后,确定该方法可应用于实际生产当中。

1 光伏电池数学模型

1.1 光伏电池数学模型

在工程用简化模型的研究中双二极管等效电路尽管在拟合精度上较单二极管等效电路有所提高,但是双二极管等效电路模型构建复杂,会大幅度增加拟合运算量,所以在平衡计算精度和运算效率的考虑下,在实际应用中一般选择单二极管等效电路^[10-11]。单二极管光伏电池的等效电路如图1所示。

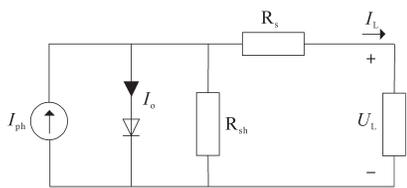


图1 单二极管光伏电池等效电路
Fig.1 Single diode photovoltaic cell equivalent circuit

输出电流如下式所示:

$$I_L = I_{sc} [1 - \alpha (e^{\frac{U_L}{\beta U_{oc}}} - 1)] \quad (1)$$

其中

$$\begin{cases} \alpha = (1 - \frac{I_m}{I_{sc}}) e^{\frac{-U_m}{\beta U_{oc}}} \\ \beta = (U_m/U_{oc} - 1) / \ln(1 - I_m/I_{sc}) \end{cases} \quad (2)$$

式中: U_{oc} 为开路电压; I_{sc} 为短路电流; U_m 为最大功率点电压; I_m 为最大功率点电流。

标准工况下温度 $T_r=25\text{ }^\circ\text{C}$, 辐照度 $S_r=1\text{ }000\text{ W/m}^2$, 则

$$\begin{cases} \Delta T = T - T_r \\ \Delta S = \frac{S}{S_r} - 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: T 为实测温度; S 为实测辐照度; ΔT 为实际温度与参考温度的温度差; ΔS 为实际辐照度与参考辐照度的辐照度差。

因为光伏组件只提供标准工况下的开路电压 U_{ocr} 、短路电流 I_{scr} 、最大功率点电压 U_{mr} 和最大功率点电流 I_{mr} , 利用下式可以得到一般工况下的 I_{sc} , U_{oc} , I_m 和 U_m :

$$\begin{cases} I_{sc} = I_{scr} \frac{S}{S_r} (1 + a\Delta T) \\ U_{oc} = U_{ocr} (1 - c\Delta T) \ln(e + b\Delta S) \\ I_m = I_{mr} \frac{S}{S_r} (1 + a\Delta T) \\ U_m = U_{mr} (1 - c\Delta T) \ln(e + b\Delta S) \end{cases} \quad (4)$$

式中: a, b, c 为系数,通常取典型值 $a=0.002\text{ }5, b=0.5, c=0.002\text{ }88$ 。

1.2 光伏组件数学模型

在实际运行中,光伏组件由光伏电池单元通过串并联的方式组成,同一个光伏组件中每块光伏单元的外界环境基本一致,所以可以通过光伏单元的电流值乘以并联值 N_p , 电压值乘以串联值 N_s 得到光伏组件的电流和电压值。光伏电站实际测量值通常为光伏组件的电流与电压值。因此,通过串、并联光伏单元即可得到光伏组件的数学模型。图2为光伏阵列模型图。

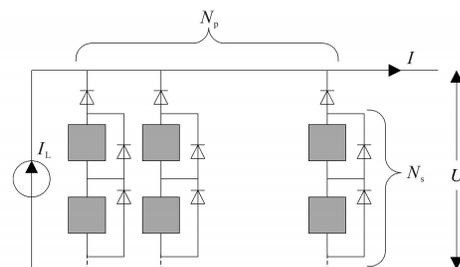


图2 光伏阵列模型
Fig.2 Photovoltaic array model

1.3 目标函数的建立

在实际生产当中,光伏电池的发电状态不仅受自然环境的影响,也会因生产型号不同、制作工艺的不同及自身老化的影响从而有所差异,这就导致实际测量的特性曲线与公式拟合得到的特性曲线有明显差异,而且光伏电池生产厂家提供的相关参数也因受到环境影响需要重新调整,使其更接近光伏电池的实际状态。

为了便于对实际生产环境下的光伏组件参数进行辨识,需要构造一个合适的目标函数。在构造目标函数前对式(1)进行变形得到下式:

$$f(U_L, I_L, \mathbf{x}) = I_L - I_{sc} [1 - \alpha(e^{\frac{U_L}{U_{oc}}} - 1)] \quad (5)$$

式中: U_L, I_L 分别为光伏组件实测发电电压与电流; \mathbf{x} 为由 $I_{sc}, U_{oc}, I_{mr}, U_{mr}$ 和 a, b, c 组成的向量。将实际测得数据代入式(5)中,可求得电压、电流对应的 f 值,取其均方根(RMSE)作为目标函数:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_i(U_L, I_L, \mathbf{x})]^2} \quad (6)$$

式中: N 实际测得的电流、电压组数,实际测得的组数越多,最后的拟合结果越精确; $f_i(U_L, I_L, \mathbf{x})$ 为实测值与理论值之间的差值,选择 RMSE 最小的值为最优解。

2 麻雀搜索算法

2.1 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是根据麻雀觅食与反捕食而提出的一种新型的群智能优化算法^[2]。该算法于2019年提出,用于解决多目标优化问题。麻雀搜索算法在搜索精度、收敛速度、稳定性等方面有所优化。

基于麻雀搜索算法的优点,可以将它利用到光伏组件特性曲线拟合中。通过麻雀搜索算法更新迭代光伏电池数学模型中的参数,使得辨识参数可以用于特性曲线的拟合中,保证拟合曲线与实际曲线之间误差最小。

2.2 麻雀搜索算法更新策略

在麻雀觅食时,适应度值高的发现者会优先获得食物,同时也为整个种群提供觅食方向,所以给发现者比追随者更大的搜索空间,在每一次觅食过程中,发现者的位置都会进行更新,更新公式如下式所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_{ij}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot iT_{\max}}\right) & R_2 < ST \\ X_{ij}^t + Q \cdot L & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_{ij} 为第 i 只麻雀在第 j 维中的信息; T_{\max} 为最大迭代次数; t 为当前迭代次数; α 为 $(0, 1)$ 之间的随机数; R_2, ST 分别为警报值、安全阈值; Q 为1个服从正态分布的随机数; L 为1个内部元素均为1的 $1 \times d$ 的矩阵。

如果 $R_2 < ST$ 表示在安全范围内没有发现捕食者,可以继续觅食搜寻最优解;当 $R_2 \geq ST$ 时,表示有发现者侦测到捕食者的信息,在向种群发出警报后,向别的地方觅食寻找最优解。

追随者在跟随发现者的同时,也在监督发现者的信息,当追随者察觉发现者找到更佳的觅食方向后,追随者会离开自己的位置去和发现者竞争,如果追随者在和发现者的竞争中获胜,则代替成为发现者,否则继续作为追随者。追随者的更新公式如下式所示:

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_w^t - X_{ij}^t}{i^2}\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_g^{t+1} + |X_{ij}^t - X_g^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$$

式中: X_g 为发现者的最优位置; X_w 为整个种群当中最差的位置; A 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,矩阵内每个元素随机增幅值为1或-1。

当 $i > (n/2)$ 时,表明适应度值较低的 i 个追随者没有获得食物,处于十分饥饿的状态,此时需要飞往其它地方觅食,以获得更多的能量。当 $i \leq (n/2)$ 时,其取值为当前最优的麻雀的位置加上该麻雀与最优位置每一维距离随机加减后,将总和均分到每一维上。

在麻雀觅食的同时它们中的部分会负责警戒,当捕食者靠近时,它们会放弃当前的食物,即无论该麻雀是发现者还是追随者,都将放弃当前的食物而移动到一个新的位置。每代将从种群中随机选择个体进行预警行为。

$$X_{ij}^{t+1} = \begin{cases} X_b^t + \beta \cdot |X_{ij}^t - X_b^t| & f_i > f_b \\ X_{ij}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{ij}^t - X_w^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon}\right) & f_i = f_b \end{cases} \quad (9)$$

式中: 上标“ t ”为 t 时刻的变量; X_b 为当前全局最优解; β 为服从标准正态分布的随机数; K 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数; ε 为最小的常数,避免分母为零; f_i

为当前麻雀的适应度值; f_w, f_b 分别为全局最优和最差的适应度值。

从式(9)中可以看出,当捕食者靠近时,如果该预警的麻雀处于当前的最优位置,它会逃离到自身附近的一个位置,具体有多近取决于自身距离最差位置与自身位置食物与最差食物的差别的比值;如果该麻雀不是处于最优位置的那一只,它将逃到当前最优位置附近。

2.3 反向学习策略

麻雀算法后期,种群会汇聚到寻优空间中的小部分区域,导致种群多样性变差,并且使算法容易陷入局部最优解。因此,需要引入新的策略增加种群多样性。

反向学习策略是一种能够增强群智能优化算法种群多样性的有效方法,并在如WOA,OLA和PSO等算法上进行过应用。其算法定义如下:如在 n 维空间中存在一个解向量 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$,且 $x_i \in [l_i, u_i]$,其中 $i=1, 2, \dots, n$; l_i 和 u_i 分别是 x_i 的下界和上界,则 \mathbf{X} 在反向学习后的解为 $\mathbf{W}'=(x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$,其中 $x'_i = l_i + u_i - x_i$ 。

具体初始化操作步骤如下:

- 1) 均匀随机地生成一个最初种群。
- 2) 根据最初种群生成一个反向种群。
- 3) 依照次序,从最初种群中和反向种群取出个体,使用适应度函数计算其适应度。选择适应度更高的个体,放进最终的初始种群的对应位置中。
- 4) 将最终的初始种群用于进化算法中。

2.4 操作步骤

麻雀搜索算法具体操作步骤如下:

1) 麻雀种群在搜索空间内被随机的初始化,待辨识参数被定义成一个向量 $\mathbf{x}=[I_{scr}, U_{ocr}, I_{mr}, U_{mr}, a, b, c]$,设置最大迭代次数为1 200次,种群规模 $n=50$,安全阈值 $ST=0.8$,发现者占种群规模的20%,警戒者数量设定为5;

2) 计算每个麻雀的目标函数,根据目标函数的适应值对麻雀种群进行适应值排序;

3) 根据适应值排序结果,按照比例将适应值高的麻雀个体作为发现者,其他个体为追随者,并挑选部分麻雀充当警戒者;

4) 根据各自的模式更新发现者和追随者的位置;

5) 如果麻雀个体的位置超出了搜索空间,那么它的位置被它上一个位置替代;

6) 重复步骤2)~5)直到其满足迭代次

数 T_{max} ;

7) 将麻雀种群中最优解作为光伏阵列参数辨识结果;

8) 将辨识到的参数带入函数,拟合得到对应的伏安特性曲线。

利用麻雀搜索算法对光伏电池参数进行辨识的流程图如图3所示。

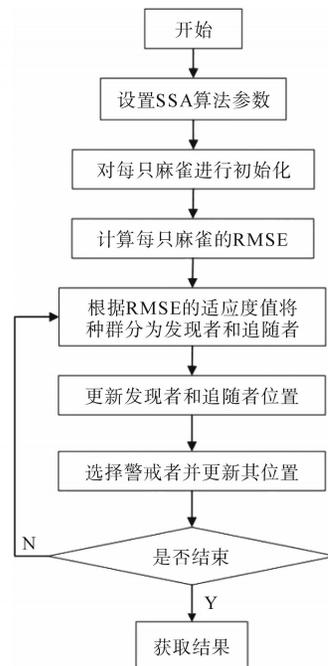


图3 麻雀搜索算法操作流程

Fig.3 Operation flow chart of sparrow search algorithm

3 试验结果及分析

为了验证SSA算法在光伏组件特性曲线拟合中的精度和拟合速度,本文采用光伏组件实测数据对光伏参数进行辨识之后进行 $I-V$ 曲线拟合。试验中采用KC200GT型号太阳能光伏组件,并用数据采集器采集数据;电脑一台,电脑配置为内存(RAM)16 G,中央处理器(CPU)型号为i5-9 300H,软件环境为Python3。

将SSA算法与差分算法(DE)和遗传算法(GA)对光伏组件曲线拟合结果进行比较。三种算法下的拟合结果比较如图4所示。通过图4可以看到通过SSA拟合后的曲线与实际测得的曲线误差较小,拟合精度高于DE算法和GA算法。

三种算法的拟合结果比较如表1所示,迭代次数曲线图如图5所示。通过表1和图5可以看到SSA算法的迭代次数小于DE算法和GA算法的迭代次数,提高了运算效率,减少了运算量,降低了拟合成本。

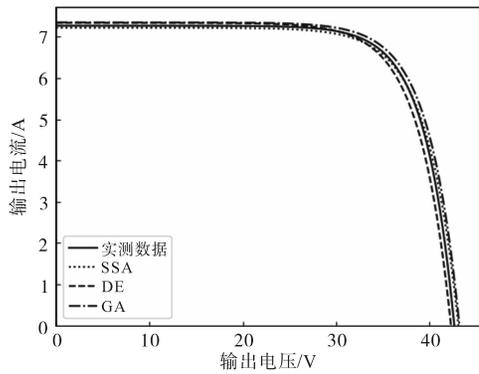


图4 实测数据与三种算法拟合的I—V曲线

Fig.4 I—V curves fitted by measured data and three algorithms

表1 两种算法拟合结果比较

Tab.1 Comparison of fitting results of two algorithms

算法	I_{sc}/A	U_{oc}/V	I_m/A	U_m/V
SSA	7.242	42.773	6.787	33.644
DE	7.232	42.522	6.817	32.878
GA	7.312	43.072	6.967	33.179

算法	a	b	c	迭代次数
SSA	0.002 2	0.520 5	0.002 91	747
DE	0.002 5	0.514 1	0.002 70	938
GA	0.002 6	0.513 4	0.003 10	871

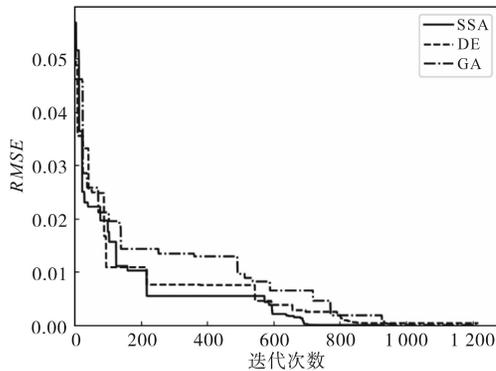


图5 三种算法迭代收敛曲线

Fig.5 The iterative convergence curves of three algorithms

由于不同时间下的温度和辐照度相差很大对光伏组件特性曲线的输出会有较大影响,为了保证实验的准确性,测试在不同情况下特性曲线拟合的效果,本文在实测数据中随机挑选十组辐照度与温度进行试验,最终得到特性曲线在不同工况下的拟合效果。十组测试环境数据表如表2所示。

在不同环境下通过SSA算法对I—V曲线进行拟合时,拟合曲线与实测数据曲线之间误差小、拟合精度高、曲线平滑,且拟合速度较快。其中A~J组的I—V曲线拟合结果如图6所示,从中可以看到随着辐照度的降低,光伏组件的短路电流也会有明显的下降,随着温度的升高,开路电

表2 测试环境数据表

Tab.2 Test environment data sheet

组别	辐照度/(W·m ⁻²)	温度/°C
A组	594	39.7
B组	621	48.5
C组	695	57.8
D组	725	67.6
E组	557	59.4
F组	507	56.3
G组	472	54.9
H组	379	53.5
I组	288	49.7
J组	259	48.4

压会有明显的下降。而P—V曲线的拟合结果如图7显示,受外部环境的影响,光伏组件的输出功率会有明显变化,随着辐照度的下降,最大功率也会随之下降。证明通过SSA算法拟合后的特性曲线可以适用于辐照度与温度变化的环境中。

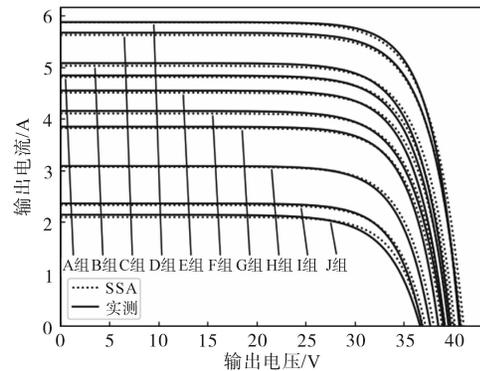


图6 A组到J组的I—V曲线拟合

Fig.6 I—V curves fitting from group A to group J

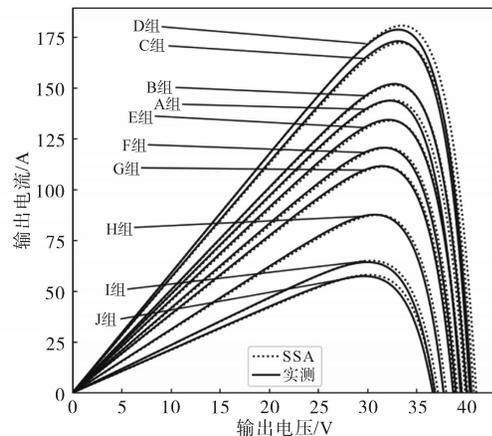


图7 A组到J组的P—V曲线拟合

Fig.7 P—V curves fitting from group A to group J

4 结论

为了便于光伏电站对光伏系统进行监控,解

决光伏组件在实际生产环境中特性曲线拟合的问题,本文提出一种基于麻雀搜索算法的光伏阵列参数辨识方法,与传统智能优化算法相比,该方法收敛速度快,不易陷入局部最优。利用实测光伏组件发电数据进行测试,通过SSA算法进行数据拟合,得到了较高精度的光伏组件参数,之后再根据相关公式拟合出光伏组件的特性曲线。试验表明,通过SSA算法拟合得到的特性曲线具有拟合精度高、拟合速度快的优点。

参考文献

- [1] 胡良,魏学业,张俊红,等.光伏电池输出特性曲线测试与实验[J].北京交通大学学报,2015,39(2):122-127.
Hu Liang, Wei Xueye, Zhang Junhong, *et al.* Testing and experimental study on output characteristic curve of photovoltaic cell[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2015, 39(2): 122-127.
- [2] 颜奕,黄宇,陈鸣,等.基于电容组件 $I-V$ 测试仪的光伏STC曲线拟合研究[J].电子测量与仪器学报,2017,31(2):272-279.
Yan Yi, Huang Yu, Chen Ming, *et al.* Research on curve fitting of photovoltaic STC based on capacitance array $I-V$ tester[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017, 31(2): 272-279.
- [3] 张纯杰,赵志刚,桑虎堂.光伏电池的建模综述[J].电源技术,2016(4):927-930.
Zhang Chunjie, Zhao Zhigang, Sang Hutang. Overview of modeling of photovoltaic cells[J]. Power Technology, 2016(4): 927-930.
- [4] Awadallah Mohamed A, Venkatesh Bala. Optimisation-based parameter estimation of photovoltaic modules[J]. Int. J. of Industrial Electronics and Drives, 2018, 4(1): 33-43.
- [5] 张海宁.基于非线性最小二乘法的光伏电池参数辨识[J].现代电力,2017(6):79-84.
Zhang Haining. Photovoltaic cell parameter identification based on nonlinear least square method[J]. Modern Power, 2017(6): 79-84.
- [6] Yadir S, Bendaoud R, EL-Abidi A, *et al.* Evolution of the physical parameters of photovoltaic generators as a function of temperature and irradiance: new method of prediction based on the manufacturer's datasheet[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 203(Jana): 112141.1-112141.12.
- [7] 武涛,简献忠,应怀樵,等.自适应差分进化算法在光伏组件模型参数辨识中的应用[J].电力科学与工程,2018,34(4):1-7.
Wu Tao, Jian Xianzhong, Ying Huaiqiao, *et al.* Application of adaptive differential evolution algorithm in parameter identification of photovoltaic module model[J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34(4): 1-7.
- [8] 简献忠,吴明伟,肖儿良,等.蜂群算法在太阳能电池组件参数辨识中的应用[J].太阳能学报,2019,40(3):741-747.
Jian Xianzhong, Wu Mingwei, Xiao Erliang, *et al.* Application of bee colony algorithm in parameter identification of solar cell modules[J]. Acta Solar Energy, 2019, 40(3): 741-747.
- [9] Elazab Omnia S, Hasanien Hany M, Alsaidan Ibrahim, *et al.* Parameter estimation of three diode photovoltaic model using grasshopper optimization algorithm[J]. Energies, 2020, 13(2): 1-15.
- [10] 韩伟,王宏华,陈凌,等.光伏组件参数拟合及输出特性研究[J].电力自动化设备,2015(9):100-107.
Han Wei, Wang Honghua, Chen Ling, *et al.* Research on parameter fitting and output characteristics of photovoltaic modules [J]. Power Automation Equipment, 2015(9): 100-107.
- [11] 杨青斌,秦筱迪,徐亮辉,等.多场景光伏阵列建模及其仿真研究[J].电气传动,2019,49(2):82-89.
Yang Qingbin, Qin Xiaodi, Xu Lianghui, *et al.* Modeling and simulation research on multi-scene PV array[J]. Electric Drive, 2019, 49(2): 82-89.
- [12] Xue Jiankai, Shen Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2019, 22-34.

收稿日期:2020-11-27

修改稿日期:2021-01-13