

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407407

# Bézier 函数协同改进松鼠搜索算法共同优化的 光伏电池参数辨识\*

朱显辉 崔世炜 鲁双峰

(黑龙江科技大学电气与控制工程学院 哈尔滨 150022)

**摘要:**为解决智能搜索算法对于太阳能电池参数辨识的精度低,收敛慢和实验数据获取困难的问题,提出了一种采用二阶 Bézier 曲线和改进松鼠搜索算法的太阳能电池参数辨识方法。首先,在经过最大功率点并且和开路电压点和短路电流点连线平行的直线上寻找最佳 Bézier 控制点,然后根据控制点位置和电池填充因子之间的拟合规律,实现无需实验即可对伏安特性曲线进行简单精准建模的目的,在准确描述 HIT 电池的输出特性的同时,有效降低测量噪声对参数辨识的影响;其次,通过引入 Sobol 序列,反向学习和混沌理论对标准松鼠算法进行改进,在初始化过程中加入类随机采样中的 Sobol 序列,并采取反向学习策略,增强种群的多样性和搜索空间覆盖率,并融合 tent 混沌映射对最优解进行扰动,增强算法跳出局部最优的能力。将改进后的松鼠优化算法用于异质结太阳能电池参数辨识中,并与其他智能优化算法进行对比,结果显示改进算法的均方根误差分别为 0.028 25、0.017 458、0.023 61,具有最高的精度,证明了该算法在异质结太阳能电池参数辨识中的有效性和准确性,为太阳能电池参数辨识提供了一种可靠且准确的新方法。

**关键词:** 太阳能电池;参数辨识;异质结电池;Bézier 函数;改进松鼠搜索算法

**中图分类号:** TN3; TM615 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 480.6070

## Photovoltaic cell parameter estimation through collaborative optimization of the Bézier function and the improved squirrel search algorithm

Zhu Xianhui Cui Shiwei Lu Shuangfeng

(Department of Electrical and Control Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150022, China)

**Abstract:** To address the issues of low accuracy, slow convergence, and difficult data acquisition in intelligent search algorithms for solar cell parameter estimation, we propose a method that combines second-order Bézier curves with an enhanced Squirrel Search Algorithm. First, the optimum Bézier control point is found on the line that passes through the maximum power point and is parallel to the line of the open circuit voltage point and the short circuit current point. This approach leverages the relationship between control point positions and battery fill factor to achieve precise modeling of the  $I$ - $V$  characteristic curve without the need for experiments. This method not only accurately describes the output characteristics of HIT cells but also effectively reduces the impact of measurement noise on parameter identification. Secondly, we introduce Sobol sequences, reverse learning, and chaos theory to improve the standard squirrel algorithm. Sobol sequences are integrated into the initialization process as quasi-random samples, and a reverse learning strategy enhances population diversity and search space coverage. Additionally, a tent chaotic mapping perturbs the optimal solution, enhancing the algorithm's capability to escape local optima. The improved squirrel optimization algorithm is applied to heterogeneous junction solar cell parameter estimation and compared with other intelligent optimization algorithms. The results showed that the improved algorithm achieved root mean square errors of 0.028 25, 0.017 458, and 0.023 61, respectively, indicating the highest accuracy. This demonstrates the effectiveness and accuracy of the algorithm in the parameter identification of heterojunction solar cells, providing a reliable and precise new method for solar cell parameter identification.

**Keywords:** solar cells; parameter estimation; hetero-junction solar cells; Bézier functions; improved squirrel search algorithm

## 0 引言

异质结电池(heterojunction with intrinsic thin layer, HIT)经历了多年的发展,逐渐接近了肖克利-奎伊瑟(Shockley-Queisser limit, SQ)效率极限<sup>[1]</sup>,成为当前市场中高稳定,低成本的主流太阳能电池之一<sup>[2]</sup>,有望成为下一代的主流电池。受客观环境的影响,电池在使用过程中难免伴随着老化和故障等问题<sup>[3]</sup>,辨识出太阳能电池的相关参数,是判断电池故障和老化<sup>[4-5]</sup>的重要依据。

单二极管模型可以较为准确地描述太阳能电池的发电原理<sup>[6-8]</sup>,是进行光伏电池参数辨识的主要拓扑。单二极管模型输出的伏安特性为包含 5 个参数的非线性超越方程,其非线性特征源于电池内部复杂的物理机制,同时光伏电池伏安特性由多个参数共同决定,表现为耦合关系,不仅能独立影响输出特性,还相互间共同作用形成复杂的关系,导致无法直接求解,当前的求解方法主要分为数值求解法、解析法和元启发优化算法 3 种。

数值求解法可以拟合出精准的结果,但由于其计算过于依赖初值,存在不易收敛,耗时长,计算量大的问题<sup>[9]</sup>。解析法虽然可以快速求解,但在计算过程中可能出现数值不稳定性或数值溢出等问题,会严重影响结果的准确性和可靠性<sup>[10]</sup>。

元启发优化算法是近年来在光伏电池参数辨识中较为主流的方法,例如改进蚁狮优化算法<sup>[11]</sup>,猫群算法<sup>[12]</sup>,象群优化算法<sup>[13]</sup>和人工蜂群算法<sup>[14]</sup>等,但元启发算法本质上同样属于数值求解法的范畴,存在着因搜索空间设置不当而出现局部最优和多个参数不易控制的问题,文献<sup>[15]</sup>使用 JAYA 算法,并结合提升初始种群多样性的 logistic 映射和提升搜索性能的混沌变异,对型号为 RTC France 的商用硅太阳能电池参数进行了辨识,文献<sup>[16]</sup>通过引入高斯变异算子优化烟花算法,给出了 ploy 类型的太阳能电池的参数结果,但不同的优化算法处理辨识问题时,收敛速度和精度难以兼顾、处理高维多峰问题时表现一般或参数设置较为复杂等问题仍然存在。

上述文献中的参数辨识都严重依赖大量的实验数据进行支撑,不仅会导致时间和精力的消耗,而且即使在最谨慎的前提下现场测试  $I$ - $V$  曲线,因为不确定的影响因素众多,仍然具有 2%~5% 的误差,这在参数的辨识过程中引入了难以避免的测量噪声,在伏安特性曲线上产生的细微误差使结果和真解之间产生较大的偏离,从而影响参数辨识的准确性;另一个问题是因为异质结电池电流产生的来源是不同材料之间存在的电子能级差,因此其伏安特性曲线受外界环境的影响更大。此外,David H. Wolpert 等提出的 no free lunch(NFL)定理表明:没有一种单一的自然启发智能算法能够完美地解决所有优化

问题。考虑到当前参数辨识研究工作对于各类电池都有涉及,却唯独缺少 HIT 光伏电池的相关研究。因此,寻找一种计算准确、无需实测数据支撑、高效和可靠的 HIT 电池的参数辨识方法具有很好的理论与实际意义。

综上,尝试以二阶 Bézier 函数的 HIT 电池理论计算曲线为基础,以避免测量噪声对辨识参数影响的同时,为参数辨识提供数据基础,提升了参数辨识的准确性和稳定性,突破了传统数辨识方法的局限性,采用 Sobol 序列改善松鼠的种群分布,利用反向学习策略加快算法的收敛速度,引入 Tent 混沌映射加强迭代过程的随机性,力图改善传统松鼠算法在处理多参数问题陷入局部的问题,给出一种利用 Bézier 函数拟合 HIT 电池输出特性曲线模型和改进松鼠搜索算法结合的参数辨识方法,并通过对比分析论证所提模型的准确性和有效性,以期为 HIT 电池的参数辨识和老化故障研究提供数据支撑。

## 1 太阳能电池模型

目前,太阳能电池模型主要分为单二极管模型和双二极管模型。其中,单二极管由于其简单性,降低了参数辨识过程中的数据处理和求解的难度,在实际电路设计和故障诊断中得到了广泛应用。故以单二极管模型为对象进行研究,如图 1 所示。

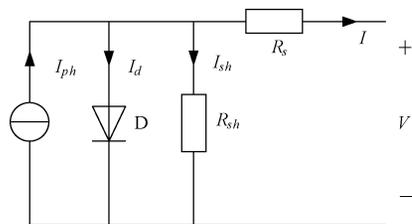


图 1 单二极管模型等效电路

Fig. 1 Equivalent circuit of single diode model

图 1 中, $V$  是电池输出电压, $I$  是输出电流, $R_s$  是串联电阻, $R_{sh}$  是等效并联的分流电阻, $I_{sh}$  是对应电阻的电流, $I_{ph}$  是电池的光生电流, $I_d$  是流过二极管  $D$  的正向电流,其中串联电阻  $R_s$  以及并联电阻  $R_{sh}$  直接影响光伏电池的输出特性,通常难以通过简单的电压电流测量直接确定,需要依赖复杂的优化算法,同时  $I_d$  的值一般非常小,使得辨识难度进一步提升。

光伏电池单二极管模型<sup>[17]</sup>的各个参数之间的数学模型如式(1)所示。

$$I = I_{ph} - I_d \times \left[ \exp \frac{q \times (V + R_s \times I)}{\alpha \times k \times T} - 1 \right] - \frac{V + R_s \times I}{R_{sh}} \quad (1)$$

参数辨识即为获取式(1)中的未知参数的解,可以

将上述参数辨识问题转化成数学最值的优化求解问题,并将模型计算电流值和电流实际测量值之间的偏离值最小解认为是所求问题的最优解<sup>[18]</sup>,故可建立目标函数如式(2)所示。

$$R(x) = (1 - t)^2 R_0(x) + 2t(1 - t)R_1(x) + t^2 R_2(x) \quad (2)$$

式中: $N$  为电流数据测量数量, $I_j^m$  为电流实际测量值, $I_j$  为电流计算值。

## 2 基于 Bézier 函数的异质结光伏电池伏安特性曲线拟合

### 2.1 Bézier 函数拟合规律

采用 Bézier 拟合异质结光伏电池的输出特性,即以不借助实际测量数据的,直接使用厂商给出的最大功率点电流  $I_m$ ,最大功率点电压  $V_m$ ,短路电流  $I_{sc}$  和开路电压  $V_{oc}$  数据,直接给出太阳电池  $I-V$  曲线的拟合结果,并将所得曲线用于电池的参数辨识。

Bézier 曲线是一种由法国数学家皮埃尔·贝齐尔于 1962 年提出的数学曲线。它通过控制点来定义曲线形状,具有良好的平滑性和局部调整性。使用 Bézier 曲线时,需要选择一定数量的控制点,通常为 2 个、3 个或更多。然后根据控制点的位置,计算出曲线上的各个点的坐标,从而形成平滑的曲线形状。

Bézier 曲线广泛应用于绘制曲线、曲面以及实现复杂的形状变换,其数学模型如式(3)所示。

$$R(x) = (1 - t)^2 R_0(x) + 2t(1 - t)R_1(x) + t^2 R_2(x) \quad (3)$$

式中: $f(x, y)$  为 Bézier 拟合的曲线坐标; $n$  为 Bézier 函数阶数; $R_i(x_i, y_i)$ ——Bézier 函数的控制点; $t \in [0, 1]$ ; $i = 0, 1, 2, \dots, n$ 。

大量的实践规律表明,仅含有一个控制点的二阶 Bézier 函数能较好地兼顾精准性和简洁性,其拟合轨迹的坐标分别如式(4)和(5)所示。

$$R(x) = (1 - t)^2 R_0(x) + 2t(1 - t)R_1(x) + t^2 R_2(x) \quad (4)$$

$$R(y) = (1 - t)^2 R_0(y) + 2t(1 - t)R_1(y) + t^2 R_2(y) \quad (5)$$

式中: $R(x)$  为 Bézier 曲线的横坐标; $R(y)$  为 Bézier 曲线的纵坐标; $R_0$  为 Bézier 函数的起点坐标; $R_1$  为 Bézier 函数的控制点坐标; $R_2$  为 Bézier 函数的终点坐标。

当  $t$  从 0 到 1 变化时,曲线轨迹也从 Bézier 函数的起点逐渐趋向终点且终止于终点。

### 2.2 光伏电池 $I-V$ 建模

异质结光伏电池的伏安特性曲线必然要经过最大功

率,短路电流和开路电压 3 个关键点,故使用两条二阶 Bézier 曲线在最大功率点两侧分别进行拟合。其中,第 1 条 Bézier 函数的起点和终点分别为短路电流点和最大功率点;第 2 条 Bézier 函数的起点和终点分别为最大功率点和开路电压点。结合 Bézier 曲线的数学性质,为保持两条 Bézier 曲线的连续性,需要在经过最大功率点且与开路电压点和短路电流点连线平行的直线上选择合理的控制点<sup>[19]</sup>,具体的 Bézier 曲线如图 2 所示。

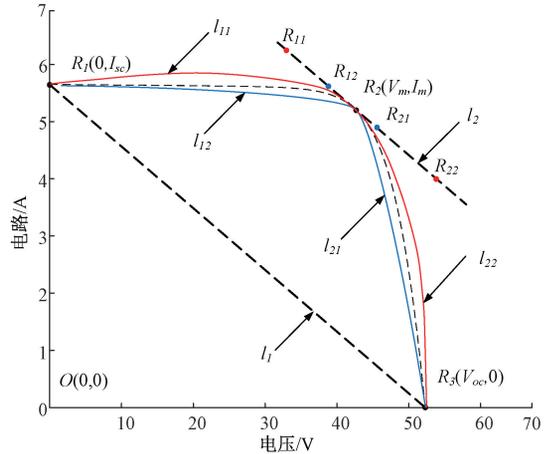


图 2 不同控制点的 Bézier 曲线

Fig. 2 Bézier curves with different control point

图 2 中, $R_1(0, I_{sc})$ ,  $R_2(V_m, I_m)$ ,  $R_3(V_{oc}, 0)$  分别为短路电流点,最大功率点和开路电压点。直线  $l_1$  和经过  $R_2$  的直线  $l_2$  互相平行。

在第一条以  $R_1$  为起点,  $R_2$  为终点的 Bézier 曲线上,在最大功率左侧分别选取两个控制点  $R_{11}$  和  $R_{12}$ , 分别对应的 Bézier 曲线分别为  $l_{11}$  和  $l_{12}$ , 同理,在最大功率右侧同样选取两个点生成 Bézier 曲线。从图 2 中可以看出选取不同的控制点,会描绘出凹凸不同的 Bézier 曲线,而拟合所需要达到的曲线则位于这两条之间。故可以通过调整控制点来控制描绘出的 Bézier 曲线,寻找到一个最好的控制点,通过变换控制点生成的 Bézier 曲线与异质结电池实际伏安特性曲线之间呈现良好的吻合度。

为探求最佳控制点以达到最佳拟合效果,给出选取最佳控制点所生成的 Bézier 曲线的拟合结果如图 3 所示。

图 3 中,由于在与短路功率点和开路电压点连线  $l_1$  平行的  $l_2$  上选择控制点  $A$ ,过控制点  $A$  作纵轴的平行线  $AB$ ,过最大功率点  $R_2$  做横轴的平行线  $R_2B$ ,两条平行线交于  $B$  点。根据相似三角形判定定理,三角形  $ABR_2$  和三角形  $R_1R_3O$  互为相似三角形,可以定义直线  $l_2$  上  $A$  和  $R_2$  之间的长度为  $l_{c1}$ ,定义直线  $l_1$  上  $R_1$  和  $R_3$  之间的长度为  $l_{c2}$ ,二者的比值控制点长度比  $\gamma$  满足式(6)。

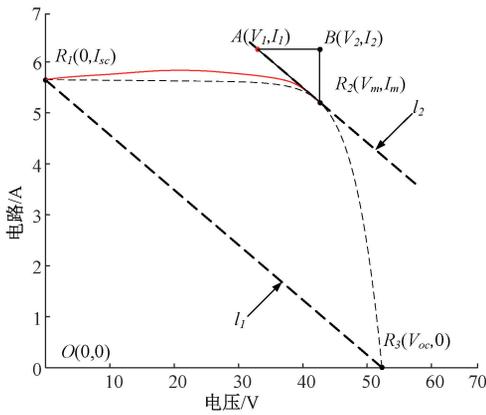


图 3 某个控制点的 Bézier 拟合曲线

Fig. 3 The Bézier fit curve for a control point

$$\gamma = \frac{l_{c1}}{l_{c2}} \quad (6)$$

先分析光伏电池输出特性曲线在最大功率点左侧的曲线,该曲线从短路电流点平滑变化到最大功率点,该部分电压变化范围为  $0 \sim V_m$ , 电流变化的范围为  $I_{sc} \sim I_m$ , 右侧的曲线同理。根据厂商给出数据手册中,能够描述电压和电流的综合变化程度的填充因子  $f$ , 文献[19]中给出了多种异质结光伏电池寻求 Bézier 曲线控制点与填充因子  $f$  之间的关系, 如式(7)所示。

$$\left. \begin{aligned} \psi_1 &= -0.3991f + 0.4024 \\ \psi_2 &= -0.3320f + 0.3896 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中:  $\psi_1$  和  $\psi_2$  分别为以最大功率点左右两侧的两条 Bézier 曲线的数控制点长度比。

根据式(7),可以在 MATLAB 环境中,无需实验,仅根据开路电压、短路电流和最大功率 3 个关键点的数据,即可对 HIT 电池的伏安特性曲线进行建模,建模结果的误差小于 1%,文献[19]中已对其进行了充分论证,此处不再赘述。

### 3 改进松鼠优化算法

#### 3.1 松鼠智能搜索算法

松鼠算法(squirrel search algorithm, SSA)是 Jain M 等<sup>[20]</sup>在 2018 年提出的一种新型自然启发式的优化算法,飞行松鼠被认为是空气动力学上最复杂的物种之一,松鼠独特的觅食行为和跃迁机制,使得算法表现为在前期全局范围内进行搜索,后期在局部进行精细搜索,提高了解的精度,这种全局搜索能力和局部搜索能力的良好结合,有助于算法在高维空间中找到多个候选解,这对于光伏电池参数辨识中的多变量处理问题尤为重要。该优化算法模拟了南方飞鼠的动态觅食行为和它们的滑翔运

动方式。秋季时,松鼠在森林中的山核桃树、橡树和普通树 3 种不同树之间搜索食物,由于温度和隐蔽性的原因松鼠找到分布较多的橡果则会作为日常能量需求吃掉,满足日常需求后则开始寻找山核桃为冬季恶劣情况进行食物储存,避免外出觅食,普通树上没有食物;临近冬季时,松鼠由于树叶覆盖率的减少导致被天敌发现的概率增大,直到冬季结束之前都不再活跃。这个过程构成了松鼠算法的模型,模型假设包含 1 棵山核桃树和 3 棵橡树的森林中有 50 只松鼠,每个松鼠单独停留在一棵树上,只有 8% 的松鼠生活在有食物的树上,其余的松鼠生活在普通树上,在这里食物的数量(number of food, NFS)可以根据约束  $1 < NFS < n$  而变化,  $n$  为松鼠的数量。

从初始化开始,每个松鼠的位置被分配给一个  $d$  维向量。故所有的松鼠位置可以用式(8)来表示。

$$FS = \begin{bmatrix} FS_{1,1} & FS_{1,2} & \cdots & \cdots & FS_{1,d} \\ FS_{2,1} & FS_{2,2} & \cdots & \cdots & FS_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ FS_{n,1} & FS_{n,2} & \cdots & \cdots & FS_{n,d} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $FS_{i,j}$  是第  $i$  只松鼠第  $j$  维上的值,该值根据公式(9)进行初始化来得到。

$$FS_{i,j} = lb_j + rand(0,1) \times (ub_j - lb_j) \quad (9)$$

式中:  $FS_{i,j}$  为第  $i$  只松鼠的第  $j$  维的所在位置。  $ub_j$  和  $lb_j$  分别为第  $i$  只松鼠在第  $j$  维的上下界,  $rand(0,1)$  为在  $[0, 1]$  范围内服从均匀分布的随机数。

初始化后对松鼠位置进行适应度评估,适应值得大小描述了食物来源的等级。适应度函数如式(10)所示。

$$FS_i = f_{s_i}(FS_{i,1}, FS_{i,2}, \dots, FS_{i,j}) \quad (10)$$

之后将松鼠按升序排序,适应度最小适应值的松鼠在山核桃树上,接下来的 3 只松鼠停留在橡树上,其余的松鼠停留在普通树上。

松鼠通过滑翔进行觅食,在位置更新的时候,可能会出现 3 种情况,而且这个过程会受到天敌存在概率  $Pdp$  ( $Pdp=0.1$ ) 的影响,使松鼠进行小范围随机位移来进行躲藏。

第 1 种情况,位于橡树上的松鼠向山核桃树滑翔。

$$FS_{at}^{t+1} = \begin{cases} FS_{at}^t + d_g \times G_c \times (FS_{ht}^t - FS_{at}^t), R_1 \geq Pdp \\ Random\ Location, \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $d_g$  为随机滑翔距离,其在  $[0.5, 1.11]$  区间内浮动;  $R_1$  是  $[0, 1]$  范围内的随机数;  $FS_{ht}$  是所在山核桃树上的松鼠位置;  $t$  表示当前迭代次数;  $G_c$  为实现全局和局部搜索之间的平衡的滑动系数,  $G_c = 1.9$ 。

第 2 种情况,位于普通树上的松鼠向山核桃树滑翔。

$$FS_{nt}^{t+1} =$$

$$\begin{cases} FS_{nt}^t + d_g \times G_c \times (FS_{ht}^t - FS_{nt}^t), R_2 \geq P_{dp} \\ \text{Random Location, 其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $R_2$  是  $[0, 1]$  范围内的随机数;  $FS_{nt}$  是所在普通树上的松鼠位置。

第 3 种情况, 位于普通树上的松鼠向橡树滑翔。

$$FS_{nt}^{t+1} =$$

$$\begin{cases} FS_{nt}^t + d_g \times G_c \times (FS_{at}^t - FS_{nt}^t), R_3 \geq P_{dp} \\ \text{Random Location, 其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $R_3$  是  $[0, 1]$  范围内的随机数。

如前所述, 松鼠在滑翔觅食过程中也会受到季节变化的作用, 冬季的结束使飞鼠由于觅食成本低而变得活跃。假设只有那些没有寻找食物并仍然存活下来的松鼠才会转向不同的方向, 以寻找更好的食物来源。故在 SSA 中引入季节性监测防止了该算法陷入局部最优的情况, 监测模型涉及以下步骤:

1) 首先, 计算季节常量  $S_c$

$$S_c^t = \sqrt{\sum_{x=1}^3 \sum_{k=1}^d (FS_{at,k}^{t,x} - FS_{ht,k}^t)} \quad (14)$$

式中:  $d$  为松鼠个体的维数;  $t = 1, 2, 3$ ;  $FS_{at,k}^{t,x}$  为橡树上松鼠的位置;  $FS_{ht,k}^t$  为山核桃树上松鼠的位置。

2) 计算季节变化条件  $S_c^t < S_{\min}$

$$S_{\min} = \frac{10^{-5}}{(365)^{2.5/t_{\max}}} \quad (15)$$

式中:  $t_{\max}$  为最大迭代次数;  $S_{\min}$  自适应改变的大小会影响松鼠进行全局搜索和局部搜索的能力,  $S_{\min}$  和滑动系数  $G_c$  二者共同平衡这个能力。

3) 如果季节变化条件都得到满足, 飞鼠冬季过后的随机迁移通过:

$$FS_{nt}^{t+1} = FS_{nt}^t + Levy(d) \times (FS_{U_t} - FS_{L_t}) \quad (16)$$

列维飞行 (Levy flight) 是一种特殊的随机游走模型, 在 Lévy 飞行中, 粒子或个体在空间中随机移动, 是遵循一种概率密度函数在尾部呈现幂律衰减的 Lévy 分布, 从而使得粒子的移动变得更加不规则和不可预测, 其步长的确定来源于列维分布, 如式 (17) 所示。

$$Levy = 0.01 \times \frac{r_a \times \sigma}{|rb|^{1/\beta}} \quad (17)$$

式中:  $r_a$  和  $r_b$  是在  $[0, 1]$  范围内的两个符合正态分布的随机数,  $\beta = 1.5$ ,  $\sigma$  按式 (18) 计算。

$$\sigma = \left( \frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1 + \beta}{2}) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{1/\beta} \quad (18)$$

式中:  $\Gamma(x) = (x-1)!$ 。

松鼠算法停止准则为最大迭代次数  $t_{\max}$ 。标准的松

鼠搜索算法的流程如图 4 所示。

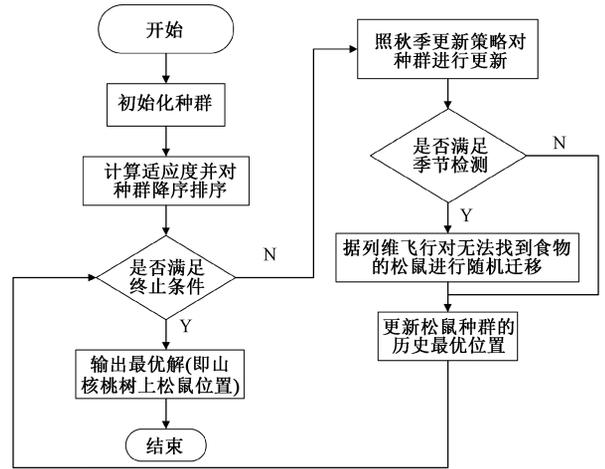


图 4 松鼠算法流程图

Fig. 4 The flow chart of SSA

### 3.2 基于 Sobol 反向学习混合策略和 Tent 映射的改进松鼠搜索算法

松鼠搜索算法因其新颖的觅食方式相较于其他的算法具有更好、更高效的探索搜索空间的独特优势。然而该算法存在局部最优和过早收敛等问题, 限制了其在复杂优化问题中的应用。为此, 针对原始松鼠算法存在的问题进行如下改进。

#### 1) Sobol 反向学习混合策略

在元启发式算法中, 种群的初始化分布对算法的收敛速度和准确性有着重要影响<sup>[21]</sup>。特别是在处理多参数的问题时, 确保种群的广泛覆盖性成为重要问题, 种群的初始个体应尽可能在搜索空间中均匀分布。然而, 传统的随机数生成方式在初始化种群时, 导致个体分布不均匀, 给算法性能带来不可预测的影响。

为优化初始化种群, 目前已研究出多种混沌优化序列, 如 Logistic 混沌映射<sup>[22]</sup>、Circle 混沌映射<sup>[23]</sup>等, 尽管 Logistic 映射是一个常见的混沌映射, 但它的覆盖性和均匀性相对较差, Logistic 映射的混沌性质可能导致收敛速度较慢, 相比 Sobol 序列, 可能需要更多的迭代步骤才能达到较优解。而 Circle 映射因其具有环形路径和复杂的动态行为, 导致覆盖性和全局搜索能力可能不如 Sobol 序列, 并且可能会在高维度问题中出现维数灾难问题。因此, 选用 Sobol 随机序列对初始种群及逆行映射。

假设 Sobol 随机序列产生的随机数组为  $C_n$ , 则可按照式 (19) 定义初始化种群。

$$FS_{i,j}^{so} = lb_j + C_n \times (ub_j - lb_j) \quad (19)$$

反向学习<sup>[24-25]</sup>是一种利用当前问题的可行解生成相应的反向解 FSop 的方法。通过考虑当前解和其反向解构成的新解集, 选择其中表现最优的解作为新一代个体。

这种策略有助于增加算法的多样性,引入更多潜在解,从而提高全局搜索能力。其反向解表示如式(20)所示。

$$FS_{i,j}^{op} = K \times (ub_j + lb_j) - FS_{i,j}^{so} \quad (20)$$

式中: $K$ 为(0,1)上的动态随机数。

2) tent 映射

对于松鼠算法易陷入局部最优的问题,结合 tent 映射策略,给予当前最优个体以混沌映射,当个体陷入局部最优时,由于 tent 映射的非线性特性和初始值敏感性,会使该个体在搜索空间中产生跳跃式的改变,以实现更好的全局搜索能力<sup>[26]</sup>。因此,给出对当前最优个体进行位置更新的方式如式(21)所示。

$$Z^{new} = \begin{cases} \frac{Z}{u}, & 0 \leq Z \leq u \\ \frac{1-Z}{1-u}, & u \leq Z \leq 1 \end{cases} \quad (21)$$

式中: $u$ 取值在(0,1)之间, $Z$ 为对个体进行归一化处理之后的数据。

基于归一化数据,进一步生成新的个体位置的过程如式(22)所示。

$$FS_{i,j}^{new} = Z_j^{new} \times (ub_j - lb_j) + lb_j \quad (22)$$

改进松鼠搜索算法的步骤描述如下。

(1) 设定松鼠的搜索空间,种群的规模  $n$ ,个体维度  $d$  及算法的迭代次数。

(2) 种群初始化,根据式(19)和(20)生成种群,并从中那选择出一半适应度较高的个体构成初始种群。

(3) 计算飞鼠的适应度,升序排列它们的位置并按顺序分配到山核桃树、橡子树和普通树上。

(4) 在循环次数  $t$  下重复执行如下步骤,直到达到最大迭代次数的停止条件。

(5) 利用式(11)更新橡树上松鼠的位置。

(6) 利用式(12)和(13)更新普通树上松鼠的位置。

(7) 重新按照步骤(3)更新顺序位置并把松鼠分配到树上。

(8) 根据公式(15)更新  $S_{min}$  的值。

(9) 判断季节条件是否满足,满足的话则根据式(18)更新普通树上松鼠的位置。

(10) 重新计算松鼠适应度,按照升序排列位置,将飞行松鼠分配到山核桃树、橡子树和普通树。

(11) 判断是否多次最优个体适应度是否变化,是的话则根据式(21)和(22)对最优个体进行映射脱离局部最优。

(12) 待循环结束,输出山核桃树上松鼠的位置和适应值。

### 4 算例分析

为了验证改进松鼠算法对于异质结电池进行参数辨

识的可靠性,在 HIT 中随机选取 3 个进行分析,所选取光伏电池的厂商给定数据如表 1 所示。

表 1 3 种异质结电池参数表

电池型号	$V_m/V$	$I_m/A$	$V_{oc}/V$	$I_{sc}/A$
214NKHE5	41.9	5.1	51.5	5.6
6219E	19	3.3	24.3	3.63
195BKE1	55.3	3.5	61.8	3.79

在 Matlab 的环境下,测试种群  $N$  为 50,迭代次数为 300 次,各参数的范围如表 2 所示。

表 2 参数的搜索空间

参数	$I_{ph}/A$	$I_o/A$	$A$	$R_s/\Omega$	$R_{sh}/\Omega$
上限	10	$10^{-3}$	10	10	3 000
下限	0	$10^{-7}$	0.5	0.001	5

利用 ISSA 算法(改进松鼠搜索算法)对表 1 所示的异质结电池参数进行参数辨识,辨识结果如表 3 所示。

表 3 智能算法参数辨识结果

电池型号	$I_{ph}/A$	$I_o/A$	$A$	$R_s/\Omega$	$R_{sh}/\Omega$
214NKHE5	5.632 1	4.259 1	2.372 7	0.078 13	369.196 5
6219E	3.646 7	1.999 9	1.825 1	0.367 1	501.282 4
195BKE1	3.805 6	2.478 2	1.938 4	0.231 8	1 726.058 9

为进一步论证 ISSA 算法在异质结光伏电池参数辨识上的优越性,与加入 Sobol 反向学习策略的松鼠算法(the squirrel search algorithm with sobol-based reverse learning strategy, RSSA)、加入 Tent 映射的松鼠算法(the squirrel search algorithm with tent map, TSSA)、标准松鼠算法(standard squirrel search algorithm, SSSA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)以及麻雀算法(sparrow search algorithm, SSA)进行对比,不同优化算法基于不同的搜索机制和优化策略,导致了优化算法与参数辨识模型之间的匹配程度也各不相同,即使处理相同的单体问题,这些特性在相同的参数空间和初始条件下也会表现出不同的优劣势,更方便进行误差对比。如果算法与模型之间的匹配不足,可能导致算法在某些电池类型或特定参数配置下的表现不佳。

以异质结太阳能电池 214NKHE5、6219E 和 195BKE1 为例。为保证实验公平和合理性,各算法采用的实测数据、参数范围均和前文一致,算法独立运行 5 次之后,得到的最佳适应度值以及对应的参数辨识结果如表 4~表 6 所示。

表 4 214NKHE5 电池算法测试结果的比较

Table 4 Comparison results of algorithms of 214NKHE5 battery

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
$I_{ph}/A$	5.632 0	5.579 2	5.603 19	5.621 4	5.666 6	5.641 4
$I_o/\mu A$	4.259 1	11.729 9	13.421 0	26.675 0	5.398 7	2.670 6
$a$	2.3727	2.553 1	2.580 7	2.729 8	2.896 0	2.725 2
$R_s/\Omega$	0.00781	0.001	0.001	0.001	0.001	0.003 475
$R_{sh}/\Omega$	369.196	2 460.985	1 053.048 9	3 000	2 771.405	3 000
$f$	0.028 25	0.035 89	0.033 65	0.049 63	0.075 67	0.048 593

表 5 6219E 电池算法测试结果的比较

Table 5 Comparison results of algorithms of 6219E battery

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
$I_{ph}/A$	3.646 7	3.791 3	3.612 5	3.677 3	3.679 8	3.692 5
$I_o/\mu A$	1.999 9	10 000	0.1	137.287 2	154.286 7	206.465 2
$a$	1.825 0	3.202 4	1.551 58	2.570 2	2.600 0	2.678 2
$R_s/\Omega$	0.367 1	0.001 0	0.557 0	0.001 0	0.001 0	0.001 3
$R_{sh}/\Omega$	501.282 4	3 000	1 484.133 3	1 021.106 7	2 144.107 6	1 304.704 7
$f$	0.017 458	0.103 2	0.035 96	0.040 62	0.043 52	0.040 66

表 6 195BKE1 电池算法测试结果的比较

Table 6 Comparison results of algorithms of 195BKE1 battery

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
$I_{ph}/A$	3.805 6	3.873 13	3.935 9	3.826 5	3.900 4	3.871 9
$I_o/\mu A$	2.478 2	37.451 4	31.043 8	8.643 9	64.852 7	25.146 2
$a$	1.938 4	2.402 0	2.360 4	2.121 6	2.517 0	2.313 8
$R_s/\Omega$	0.231 8	0.001 0	0.001 0	0.001 0	0.001 0	0.001
$R_{sh}/\Omega$	1 726.058 9	778.597 3	482.364 4	1 812.279 3	2 841.725 5	2 943.892 6
$f$	0.023 61	0.077 17	0.070 74	0.031 21	0.078 72	0.048 43

不同优化算法在处理复杂非线性问题的时候,局部搜索和全局优化二者之间的权重各不相同,导致了在辨识过程中算法搜索不可能收敛到同一结果。改进松鼠算法通过引入 Sobol 序列、反向学习策略和 Tent 混沌映射,增强了算法的全局搜索能力和收敛速度,使其在复杂的 HIT 电池参数辨识中表现优异。由表 4~表 6 可知,ISSA 得到的适应度值分别为 0.028 25、0.017 458 和 0.023 61,和未加入改进的松鼠算法、粒子群算法以及麻雀算法相比,这个误差明显更小,说明改进松鼠搜索算法在异质结电池的参数辨识中得到的结果更加接近真实值,也证实了 ISSA 在参数辨识上的优越性。

利用不同算法模型所得参数计算输出特性曲线结果分别如图 5~图 7 所示。

由图 5~图 7 可知,ISSA 拟合的曲线基本和实际测量点相重合,且和其他的智能算法相比较,拟合效果更佳,进一步说明了 ISSA 对于异质结电池参数辨识的性能远远超过标准松鼠、粒子群和麻雀等算法。

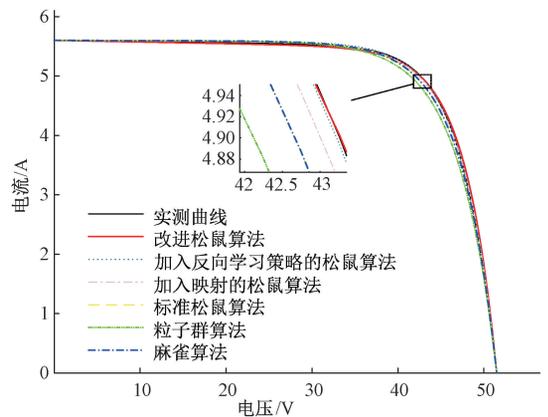


图 5 214NKHE5 电池各算法辨识效果

Fig. 5 Identification effect of each algorithm of 214NKHE5 battery

根据拟合曲线,从曲线上的最大功率点左右两侧共选择 100 个点,以实际测量曲线为基准进行误差计算结

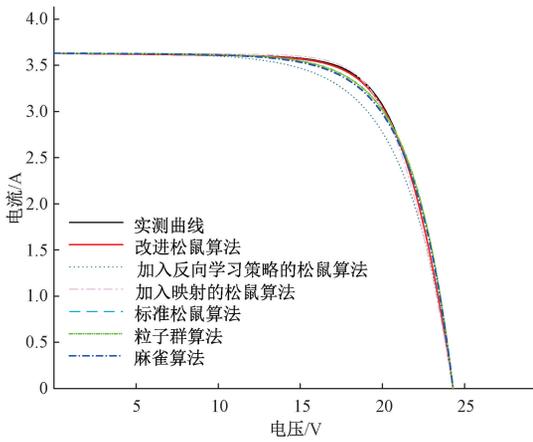


图 6 6219E 电池各算法辨识效果

Fig. 6 Identification effect of each algorithm of 6219E battery

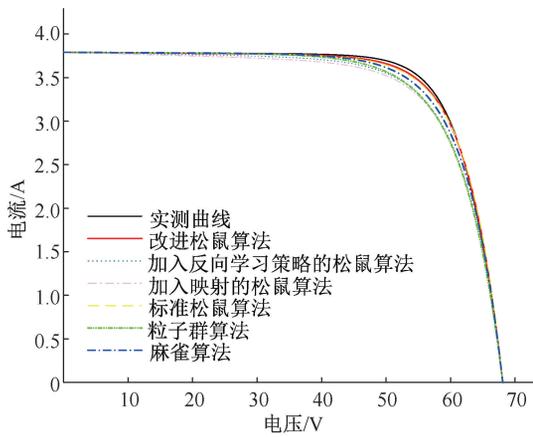


图 7 195BKE1 电池各算法辨识效果

Fig. 7 Identification effect of each algorithm of 195BKE1 battery

果如表 7~表 9 所示。可知 ISSA 其所拟合的曲线与实际测量曲线高度吻合,相较于其他智能算法,ISSA 的拟合效果明显更优,其曲线误差显著减小,在异质结电池参数辨识中具备更为出色的拟合性能。

表 7 214NKHE5 电池辨识误差比较

Table 7 Comparison of 214NKHE5 battery identification errors

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
误差	0.027 22	0.029 99	0.029 66	0.044 87	0.088 29	0.044 9

表 8 6219E 电池辨识误差比较

Table 8 Comparison of 6219E battery identification errors

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
误差	0.005 436	0.128 7	0.074 75	0.051 81	0.049 65	0.051 68

表 9 195BKE1 电池辨识误差比较

Table 9 Comparison of 195BKE1 battery identification errors

电池型号	ISSA	RSSA	TSSA	SSSA	PSO	SSA
误差	0.022 64	0.097 06	0.111 6	0.035 30	0.096 84	0.054 14

## 5 结 论

围绕着异质结光伏电池参数展开了研究,提出了一种结合二阶 Bézier 函数拟合  $I-V$  曲线与改进松鼠搜索算法的参数辨识方法。通过引入两条二阶 Bézier 曲线分别拟合 HIT 电池  $I-V$  曲线最大功率点左右两侧,并结合函数控制点位置与填充因子之间的拟合规律,精准构建了  $I-V$  曲线模型,有效捕捉了电池特性的非线性变化,为参数辨识提供了准确的数据支撑。针对松鼠算法在搜索过程中容易陷入局部最优和过早收敛的问题,通过 Sobol 反向学习和 tent 映射策略进行了算法改进,提高了种群均匀分布的同时能有效避免算法的过早收敛,也增强了算法后期跳出局部最优的能力。仿真结果表明,相对于标准松鼠算法、粒子群算法和麻雀优化算法,改进后的松鼠算法在参数辨识方面精度更高,证明了改进松鼠搜索算法在 HIT 电池参数辨识中的准确性和适用性。

## 参考文献

[ 1 ] 方正, 张飞, 秦校军, 等. 减小边缘复合助力 28% 效率的四端钙钛矿/硅叠层太阳能电池 [ J ]. 物理学报, 2023, 72 ( 5 ): 401-409.

FANG ZH, ZHANG F, QIN X J, et al. Four-terminal perovskite/silicon series solar cells with 28% efficiency achieved by suppressing edge recombination [ J ]. Acta Physica Sinica, 2020, 72 ( 5 ): 401-409.

[ 2 ] PRAMITA N, ABHIJIT B. Model development of lattice-matched p-GaInP/i-GaAs/n-GaInP hetero-junction solar cell and its performance optimization [ J ]. Optical Materials, 2023, 143.

[ 3 ] ALSKAIF T, DEV S, VISSER L, et al. A systematic analysis of meteorological variables for PV output power estimation [ J ]. Renewable Energy, 2020, 153: 12-22.

[ 4 ] AMAR S, BAHICH M, BENTAHAR Y, et al. A study of the temperature influence on different parameters of monocrystalline silicon photovoltaic module [ J ]. Journal of Power and Energy Engineering, 2021, 9 ( 6 ): 29-42.

[ 5 ] 马铭遥, 张志祥, 刘恒, 等. 基于 I-V 特性分析的晶硅光伏组件故障诊断 [ J ]. 太阳能学报, 2021, 42 ( 6 ): 130-137.

MA M Y, ZHANG ZH X, LIU H, et al. Fault diagnosis of crystalline silicon photovoltaic module based on I-V characteristic analysis [ J ]. Acta Energiæ Solaris Sinica,

- 2021,42(6):130-137.
- [ 6 ] HÜSEYİN B. Comparative performance analysis of metaheuristic search algorithms in parameter extraction for various solar cell models [ J ]. *Environmental Challenges*,2023,11.
- [ 7 ] HUMADA M A, DARWEEESH Y S, MOHAMMED G K, et al. Modeling of PV system and parameter extraction based on experimental data: Review and investigation [ J ]. *Solar Energy*,2020,199:742-760.
- [ 8 ] 师楠, 朱显辉, 李一丹, 等. 不同迭代算法求解光伏模块参数的收敛速度 [ J ]. *电力科学与技术学报*,2020,35(3):55-60.
- SHI N, ZHU X H, LI Y D, et al. Study on the convergence rate of different iterative algorithms in solving PV model parameters [ J ]. *Journal of Electric Power Science and Technology*,2020,35(3):55-60.
- [ 9 ] SHONGWE S, HANIF M. Gauss-Seidel iteration based parameter estimation for a single diode model of a PV module [ C ]. *Proc of IEEE Electrical Power and Energy Conference*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016: 278-284.
- [ 10 ] 高献坤, 姚传安, 高向川, 等. 解析法-Nelder Mead 单纯形算法确定太阳能电池参数 [ J ]. *农业工程学报*,2014,30(6):97-106.
- GAO X K, YAO CH AN, GAO X CH, et al. Identification of solar cell model parameters by combining analytical method with Nelder-Mead simplex method [ J ]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*,2014,30(6):97-106.
- [ 11 ] 吴忠强, 于丹琦, 康晓华. 基于改进蚁狮优化算法的太阳能电池模型参数辨识 [ J ]. *太阳能学报*,2019,40(12):3435-3443.
- WU ZH Q, YU D Q, KANG X H. Parameter identification of solar cell model based on improved ant lion algorithm [ J ]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*,2019,40(12):3435-3443.
- [ 12 ] GUO L, MENG ZH, SUN Y Z, et al. Parameter identification and sensitivity analysis of solar cell models with cat swarm optimization algorithm [ J ]. *Energy Conversion and Management*,2016,108:520-528.
- [ 13 ] 吴忠强, 刘重阳, 赵德隆, 等. 基于 IEHO 算法的太阳能电池模型参数辨识 [ J ]. *太阳能学报*,2021,42(9):97-103.
- WU ZH Q, LIU CH Y, ZHAO D L, et al. Ieho algorithm parameter identification of solar cell model based on [ J ]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*,2021,42(9):97-103.
- [ 14 ] OLIVA D, CUEVAS E, PAJARES G. Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization [ J ]. *Energy*,2014:7293-102.
- [ 15 ] 欧阳城添, 黄祖威, 刘裕嘉, 等. 基于 RCJAYA 算法的太阳能电池参数辨识 [ J ]. *北京航空航天大学学报*,2024,50(7):2133-2140.
- OUYANG CH T, HUANG Z W, LIU Y J, et al. Parameter identification of solar cell model based on RCJAYA algorithm [ J ]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*,2024,50(7):2133-2140.
- [ 16 ] 简献忠, 郝辽. 烟花算法在太阳能电池双二极管模型参数辨识的应用 [ J ]. *太阳能学报*,2020,41(4):20-25.
- JIAN X ZH, HAO L. Application of fireworks algorithm in parameter identification of solar cell double-diode model [ J ]. *Acta Energiæ Solaris Sinica*,2020,41(4):20-25.
- [ 17 ] ZHANG Y Y, MA M D, JIN ZH G. Comprehensive learning Jaya algorithm for parameter extraction of photovoltaic models [ J ]. *Energy*,2020,211:118644.
- [ 18 ] 简献忠, 魏凯, 郭强. 蜂群算法在太阳能电池双二极管五参数模型中的应用 [ J ]. *光子学报*,2015,44(1):174-178.
- JIAN X ZH, WEI K, GUO Q. Artificial bee swarm algorithm in the application of photovoltaic cell five parameter double diode model [ J ]. *Acta Photonica Sinica*,2015,44(1):174-178.
- [ 19 ] 朱显辉, 简有为, 师楠, 等. 本征薄层异质结太阳能电池特性拟合曲线与填充因子的线性关系 [ J ]. *电机与控制学报*,2021,25(12):96-103.
- ZHU X H, JIAN Y W, SHI N, et al. Linear relationship between the characteristic fitting curves and filling factors of HIT PV cells [ J ]. *Electric Machines and Control*,2021,25(12):96-103.
- [ 20 ] JAIN M, SINGH V, RANI A. A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm [ J ]. *Swarm and Evolutionary Computation*,2018:44148-175.
- [ 21 ] DOKEROGLU T, SEVINC E, KUCUKYILMAZ T, et al. A survey on new generation metaheuristic algorithms [ J ]. *Computers & Industrial Engineering*,2019,137:106040.
- [ 22 ] 刘公致, 吴琼, 王光义, 等. 改进型 Logistic 混沌映射及其在图像加密与隐藏中的应用 [ J ]. *电子与信息学报*,2022,44(10):3602-3609.
- LIU G ZH, WU Q, WANG G Y, et al. A improved logistic chaotic map and its application to image encryption and hiding [ J ]. *Journal of Electronics & Information Technology*,2022,44(10):3602-3609.
- [ 23 ] ARORA S, ANAND P. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization [ J ]. *Neural Computing and Applications*,2019,31(8):4385-4405.

- [24] 余修武, 张可, 刘永, 等. 基于反向学习的群居蜘蛛优化 WSN 节点定位算法 [J]. 控制与决策, 2021, 36(10):2459-2466.  
YU X W, ZHANG K, LIU Y, et al. WSN node localization based on social spider optimization and opposition based learning [J]. Control and Decision, 2021, 36(10):2459-2466.
- [25] SARADA M, PRABHUJIT M. Fast random opposition-based learning golden jackal optimization algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 275.
- [26] 李大海, 刘庆腾, 王振东. 融合 Tent 混沌和维度学习的阴阳对算法 [J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(8):2320-2328.  
LI D H, LIU Q T, WANG ZH D. Yin-Yang pairing algorithm by applying Tent-Chaos mechanism and dimensional learning strategy [J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(8):2320-2328.

### 作者简介



**朱显辉** (通信作者), 2013 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为黑龙江科技大学) 副教授, 主要研究方向为光伏技术和新能源调度领域。

E-mail: zhu\_xianhui@sina.com

**Zhu Xianhui** (Corresponding author)

received his Ph. D. degree in Electrical Engineering from Harbin

Institute of Technology, Heilongjiang, China, in 2013. Now he is an associate professor in the School of Electrical and Control Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology. His main research interests include the areas of photovoltaic technology and new energy dispatching.



**崔世炜**, 2017 年于郑州大学获得学士学位, 现为黑龙江科技大学硕士研究生, 主要研究方向为光伏技术和新能源领域。

E-mail: cui15833782743@163.com

**Cui Shiwei** received his B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at Heilongjiang University of Science and Technology. His main research interests include photovoltaic technology and new energy.



**鲁双峰**, 2021 年于黑龙江科技大学获得学士学位, 现为黑龙江科技大学硕士研究生, 主要研究方向为光伏技术和光伏最大功率跟踪。

E-mail: 16645581333@163.com

**Lu Shuangfeng** received his B. Sc. degree from Heilongjiang University of Science and Technology in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Heilongjiang University of Science and Technology. His main research interests include photovoltaic technology and maximum power tracking of photovoltaics.