

改进麻雀搜索算法在光伏阵列 MPPT 中的应用*

方奇文¹, 刘海鹏¹, 王蒙¹, 李国强², 董旭²

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500;

2. 国网山东省电力公司潍坊供电公司, 山东潍坊 261021)

摘要: 在局部遮阴条件下光伏阵列的输出功率存在多个峰值, 传统的最大功率点追踪 (MPPT) 技术在寻优过程中易陷入局部峰值, 难于快速准确地追踪到最大功率点。针对这一问题, 提出了一种改进麻雀搜索算法应用于光伏 MPPT 技术。首先, 借鉴于乌鸦搜索算法引入了飞行步长, 并采用一种动态递变规则调节飞行步长, 增强加入者的探索能力, 解决了麻雀搜索算法在低维下寻优精度低的问题; 其次, 设计了一种自适应规则应用于发现者位置更新中, 同时通过边界处理策略约束麻雀位置更新, 保证了麻雀搜索算法能够有效地解决搜索范围较小情况下的寻优问题; 最后, 在 MATLAB 中对 6 个基准函数进行测试验证, 并将改进的算法应用于非均匀光照条件下光伏阵列的最大输出功率点追踪中进行仿真。结果表明, 所提出的改进麻雀搜索算法具有较快的收敛速度和较高的追踪精度, 在寻优过程中能有效避免陷入局部峰值并快速精确地追踪到最大功率点。

关键词: 最大功率点追踪; 麻雀搜索算法; 局部遮阴条件; 自适应

中图分类号: TM615 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)07-0087-08

doi: 10.12177/emca.2022.059

Application of Improved Sparrow Search Algorithm in Photovoltaic Arrays MPPT*

FANG Qiwen¹, LIU Haipeng¹, WANG Meng¹, LI Guoqiang², DONG Xu²

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Weifang Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Weifang 261021, China)

Abstract: Under partial shading conditions, the output power of photovoltaic arrays has multiple peaks. The traditional maximum power point tracking (MPPT) technology is easy to fall into local peaks during the optimization process, and it is difficult to quickly and accurately track the maximum power point. To solve this problem, an improved sparrow search algorithm is proposed to apply to photovoltaic MPPT technology. The flight step is introduced based on the crow search algorithm, and a dynamic gradient rule is used to adjust the flight step to enhance the exploration ability of the participants, and solve the problem of low optimization accuracy of the sparrow search algorithm in low dimensions. A self-adaptation rule is designed and applied to the update of the finder's position, and the sparrow's position update is constrained by the boundary processing strategy, which ensures that the sparrow search algorithm can effectively solve the optimization problem in the case of a small search range. The six benchmark functions are tested and verified in MATLAB, and the improved algorithm is applied to the maximum output power point tracking of photovoltaic arrays under uneven illumination conditions for the simulation. The results show that the proposed improved

收稿日期: 2022-04-11; 收到修改稿日期: 2022-06-17

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62062048)

作者简介: 方奇文(1995—), 男, 硕士研究生, 研究方向为光伏发电技术、电网优化。

刘海鹏(1982—), 男, 博士, 高级实验师, 研究方向为电网优化、数据处理、智能算法。

sparrow search algorithm has fast convergence speed and high tracking accuracy, and can effectively avoid falling into local peaks and track the maximum power point quickly and accurately during the optimization process.

Key words: maximum power point tracking (MPPT); sparrow search algorithm; partial shade condition; self-adaption

0 引言

由于光伏发电受材料物理性能等限制,光伏电池的转换率较低,难以形成高功率发电系统,阻碍了光伏发电的大规模推广^[1]。为了使光伏发电系统能够以较高效率将太阳能转换为电能以及光伏发电能得到大规模推广,最大功率点跟踪(MPPT)技术的研究已经成为了当前光伏发电技术中的重要环节之一。按算法分类可将MPPT技术大致分为传统的MPPT技术和基于智能算法的MPPT技术。

传统的MPPT技术主要包括恒定电压法、电导增量法、扰动观察法以及在传统MPPT算法的基础上进行改进的算法^[2-3]。在温度和光照恒定的条件下光伏阵列的输出功率只存在一个峰值,采用传统的MPPT技术能够快速寻找到全局最大峰值。然而,光伏电池的输出具有很强的非线性,输出功率易受到外界温度和光照强度的影响。特别是当光伏电池被周围建筑物、树木的阴影遮挡时,可能会导致光伏阵列产生多峰功率输出。文献[4]指出在多个功率峰值情况下,电导增量(INC)算法追踪到的功率点可能是局部极值点,而非真正的最大功率点。传统的MPPT技术无法分辨出局部峰值和全局最大峰值^[5],从而大大降低光伏阵列的发电效率。针对这一问题,研究者们也提出了一些基于智能算法的MPPT技术。

目前常见的基于智能算法的MPPT技术有粒子群算法^[6]、布谷鸟搜索算法^[7]、萤火虫算法^[8]、蚁群算法^[9]和遗传算法^[10]。文献[11]采用粒子群优化算法(PSO)对多峰下光伏MPPT进行研究,该算法虽然参数较少,但能够实现对光伏系统输出功率的全局最大功率点(GMPP)的追踪,不过这只有在外界环境变化非常缓慢的情况下,即在研究全局寻优过程中光伏发电系统的输出功率特性没有显著变化时才能实现。在文献[12]中也提到了PSO算法存在不收敛、捕获不到GMPP、精度低等问题。文献[13]中提到遗传算法具有较高的性能,即具有相对较小的振荡、较快的收敛

速度及动态性能,但由于其算法简单,不适用于超大规模、高复杂度和高耗时间问题的优化。

麻雀搜索算法(SSA)具有良好的全局寻优能力和稳定性,能够快速地在最优值附近收敛^[14],因此本文采用SSA算法并结合Boost电路以追踪光伏最大功率点。借鉴于乌鸦搜索算法^[15](CSA),引入飞行步长对SSA算法中加入者的位置更新规则进行了改进,消除优化问题的维度对SSA算法优化性能造成的影响;同时通过边界处理策略来处理跳出搜索范围的麻雀个体,进一步提高了算法的搜索性能;除此之外,针对发现者也做了一定改进,使其能够依据当前全局最优解和最差解自适应调整搜索位置。最后,以6个基准测试函数对改进前后SSA进行对比,验证改进SSA算法的优越性,并将改进SSA算法应用于光伏MPPT问题中与粒子群算法进行对比分析,验证其搜索性能。

1 非均匀光照条件下光伏阵列特性分析

1.1 光伏电池的特性分析

光伏电池作为光伏发电系统的输出端,利用光伏效应产生输出电流,在整个发电系统中发挥极其重要的作用。只有更清晰地了解光伏发电的工作原理,洞悉光伏电池工作过程中的影响因素,才能更深入地对光伏发电系统最大功率点技术进行研究,因此对光伏电池的特性进行分析是必不可少的环节。

对光伏电池的特性进行仿真分析,仿真所采用的光伏电池各相关参数的取值分别为,开路电流 $I_{sc} = 3.8 \text{ A}$,开路电压 $U_{oc} = 21.1 \text{ V}$,最大功率点电流 $I_{mp} = 3.5 \text{ A}$,最大功率点电压 $U_{mp} = 17.1 \text{ V}$ 。在不同条件下,以该型号的电池建立仿真模型得到的特性曲线如图1和图2所示,图1为输入的环境温度 $T = 25 \text{ }^\circ\text{C}$ 保持不变,输入不同的光照强度得到的 $P-U$ 特性曲线;图2为输入的光照强度 $S = 1\ 000 \text{ W/m}^2$ 保持不变,输入不同的环境温度得到的 $P-U$ 特性曲线。

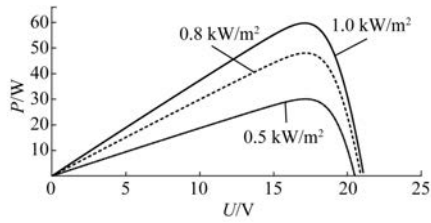


图1 不同光照强度下的光伏电池 P-U 特性曲线

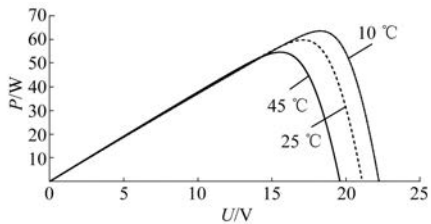


图2 不同温度下的光伏电池 P-U 特性曲线

由图1和图2可知,光伏电池的最大功率受外界光照强度和温度的影响,不同光照强度或者温度下呈现出不同的输出曲线,在温度恒定时,最大功率随光照强度变化的波动范围较大,因此本文主要针对光伏阵列在恒温 and 不同光照强度下的多峰功率输出特性进行研究。

1.2 光伏阵列特性分析

基于上述光伏电池,利用 Simulink 对四块电池模型串联形成的光伏阵列进行仿真,部分遮阴是为了模拟由于建筑物、雨或云在光伏阵列上形成的一些阴影,使得串联的光伏组件无法接收到同等水平的辐照度的现象^[16]。本文设置三种遮阴情况进行分析,其中各组件输入的温度 $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 保持不变,光照情况如表1所示。图3为三种遮阴情况下光伏阵列功率电压特性仿真曲线。

表1 光伏阵列遮阴情况下的光伏组件光照强度 W/m^2

遮阴情况	组件1	组件2	组件3	组件4	组件5
方法1	1 000	1 000	1 000	1 000	1 000
方法2	1 000	750	1 000	400	200
方法3	1 000	750	600	400	200

从图3可以看出,当光伏阵列中各个光伏组件的光照强度不同时,会在光伏阵列的 P-U 特性曲线上造成多个峰值。此时,传统的 MPPT 技术可能无法跟踪到全局最大功率点。

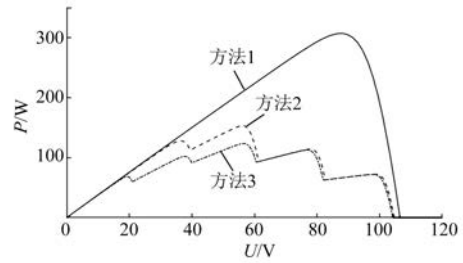


图3 不同遮阴情况下光伏阵列 P-U 特性仿真曲线

2 SSA 改进研究与性能验证

2.1 SSA

SSA 是受麻雀觅食行为和反捕食行为的启发而提出的一种新型群智能优化算法^[17]。麻雀种群由发现者、加入者以及警戒者三部分组成,根据适应度值的优劣,不断更新发现者、加入者以及警戒者的位置,从而找到目标函数的最优解。

在 SSA 中,发现者具有较好适应度且发现者所获得的觅食搜索范围比加入者更大。在每次寻优的过程中,发现者的位置更新规则如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot i_{\text{ter_max}}}\right), & R_2 < S_T \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 为当前迭代数; $j=1,2,3,\dots,d$ (d 为待优化问题变量的维数); $i_{\text{ter_max}}$ 为最大迭代次数; $\mathbf{X}_{i,j}$ 为第 i 个麻雀在第 j 维中的位置信息; α 为一个随机数 $\alpha \in (0,1]$; R_2 和 S_T 分别为预警值和安全值, $R_2 \in [0,1], S_T \in [0,1]$; Q 为服从正态分布的随机数; \mathbf{L} 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,其中该矩阵内每一个元素均为 1。

一些加入者为了增加自己的捕食率可能会不断地监视发现者并且去争夺食物资源。加入者的位置更新规则如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2 \\ \mathbf{X}_p^t + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^t| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: n 为麻雀种群的数量; \mathbf{X}_p^t 为目前发现者所占据的最优位置; $\mathbf{X}_{\text{worst}}^t$ 为当前全局最差的位置; \mathbf{A} 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵,其中每一个元素赋值为 1 或 -1,而且 \mathbf{A}^+ 的数学表达式为 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$ 。

警戒者是指那些意识到危险的麻雀,这些麻雀的位置是在种群中随机产生的。警戒者的位置

更新规则如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i \neq f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left[\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: X_{best} 为当前的全局最优位置; β 为步长控制参数, 并且是服从均值为 0, 方差为 1 的正态分布的随机数; K 为一个随机数, $K \in [-1, 1]$, 表示麻雀移动的方向同时也是步长控制参数; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别为当前全局最佳和最差的适应度值; ε 为较小的常数, 用于避免分母为 0。

2.2 改进的 SSA

2.2.1 改进发现者更新规则

发现者是麻雀种群中具有较好适应度的个体, 负责为加入者寻找觅食的区域, 是种群中至关重要的一个角色。但原始算法中发现者在迭代过程前期和后期搜索觅食区域的能力是保持不变的。为了使算法前期麻雀能够搜索到较大的觅食区域, 具有较好全局搜索能力, 并且在算法迭代过程中不断缩小其觅食搜索范围, 在算法后期具有较好的局部搜索能力, 本文对发现者的位置更新规则进行了改进, 改进后的表达式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{\alpha \cdot i_{\text{ter_max}}}\right), & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + Q \cdot (X_p^t - X_{\text{worst}}^t), & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (4)$$

2.2.2 改进加入者更新规则

由 SSA 算法的原理可知, 适应度较好的加入者位置更新时, 其步长受参数 A^+ 控制, 由式(3)可知, 待优化问题维度低时, 参数的值可能过大, 麻雀更新后的位置易跳出搜索范围之外且降低了算法的搜索精度; 反之, 参数的数值过小, 虽然麻雀的精度得到了提高, 但会降低算法的多样性且收敛时间过长。

以 Boost 电路的占空比作为麻雀的位置进行寻优, 占空比的范围为 $[0, 1]$, 可将该问题视为低维、小搜索范围的寻优问题。SSA 中加入者的位置更新与维度有关, 在处理 MPPT 问题时麻雀位置更新步长会较大, 存在跳出搜索空间、陷入局部最优、精度低等问题。本文受到乌鸦搜

索算法的启发, 将乌鸦搜索算法引入到 SSA 中, 使适应度较好的加入者位置更新时不受维度影响, 增强了算法对光伏 MPPT 的实用性能。同时对适应度较差的加入者添加当前麻雀种群位置的平均值信息, 对其更新规则进行了改进, 避免其盲目地更新位置。改进后加入者的更新规则如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{mean}} + f_i \cdot Q \cdot \exp[-(X_p^t - X_{i,j}^t)^{-2}], & i > n/2 \\ X_p^t + Q \cdot f_i \cdot (X_p^t - X_{i,j}^t), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: f_i 为飞行步长。

为了更好地发挥算法的寻优性能, 保证算法前期能够具有较好的全局搜索能力, 后期具有较强的局部寻优性能, 本文参考了文献[18]中的模型参数动态递变策略, 选取凹形下降型递变规则对参数 f_i 进行递变, 其数学表达式如下:

$$f_i = (f_{i_max} - f_{i_min}) \cdot \left[1 - \left(\frac{i_{\text{ter}}}{i_{\text{ter_max}}} \right)^\alpha \right]^{1/\alpha} + f_{i_min} \quad (6)$$

2.2.3 边界处理策略

在寻优进程中存在部分麻雀更新后的位置跳出搜索范围之外, 这将不利于充分发挥算法的寻优性能, 为此本文提出了一种边界处理策略, 当麻雀更新后的位置超出搜索边界时, 将会朝边界相反的方向移动。其公式如下:

$$X_{i,j} = \begin{cases} [X_{i,j} - U_b(j)] + L_b(j), & X_{i,j} > U_b(j) \\ [X_{i,j} - L_b(j)] + U_b(j), & X_{i,j} < L_b(j) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $U_b(j)$ 、 $L_b(j)$ 分别为麻雀在第 j 维中的上、下限。

2.3 改进 SSA 算法性能验证

为了对比改进 SSA 算法与传统 SSA 算法的寻优效果, 本文利用 6 个基准测试函数进行测试, 其基准测试函数具体信息如表 2 所示。为使性能测试具备公布性, 将麻雀种群总个体数量统一设置为 30 个, 最大迭代次数为 300 次, 安全值均为 $S_T = 0.8$; 改进 SSA 算法的参数取值为 $f_{i_max} = 1.5$, $f_{i_min} = 0$, $\alpha = 1.5$ 。各测试函数均独立进行 50 次测试, 以 50 次测试统计结果的平均值、标准差以及平均寻优时间为评价指标, 两种算法的测试统计

结果如表 3 所示。为了更加直观地体现出改进 SSA 算法和 SSA 算法在各基准测试函数寻优中的迭代进程差异,本文描绘出了两种算法在测试函数寻优中的仿真对比图,如图 4 所示。

表 2 基准测试函数

函数表达式	搜索范围	最优值	单/多峰
$f_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-30, 30]$	0	单峰
$f_2 = \sum_{i=1}^n (x^2 - i)^2$	$[-500, 500]$	0	多峰
$f_3 = \sum_{i=1}^n x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $	$[-2, 2]$	0	多峰
$f_4 = \pi/10 \sin(\pi y_i) + \sum_{i=1}^{n-1} [1 + \sin^2(\pi y_i)] + (y_n - 1)^2 + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0	多峰
$f_5 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100, 100]$	0	单峰
$f_6 = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2$	$[-1.2, 1.2]$	0	单峰

表 3 传统 SSA 与改进 SSA 函数测试对比结果

函数	SSA			改进 SSA		
	平均值	标准差	时间/s	平均值	标准差	时间/s
f_1	$1.136 8 \times 10^{-6}$	$5.745 1 \times 10^{-6}$	0.061 513	0	0	0.053 269
f_2	$1.972 2 \times 10^{-31}$	$1.144 4 \times 10^{-31}$	0.054 766	$1.972 2 \times 10^{-31}$	0	0.049 018
f_3	$1.734 8 \times 10^{-19}$	$1.006 6 \times 10^{-18}$	0.059 390	$2.016 6 \times 10^{-37}$	$1.393 2 \times 10^{-36}$	0.050 630
f_4	$2.357 8 \times 10^{-31}$	$1.369 1 \times 10^{-33}$	0.107 110	$2.355 8 \times 10^{-31}$	$4.423 5 \times 10^{-47}$	0.098 749
f_5	$2.212 7 \times 10^{-56}$	$1.564 6 \times 10^{-55}$	0.054 148	$4.467 5 \times 10^{-71}$	$1.886 5 \times 10^{-70}$	0.046 265
f_6	$2.926 9 \times 10^{-9}$	$6.464 5 \times 10^{-5}$	0.056 543	0	0	0.047 430

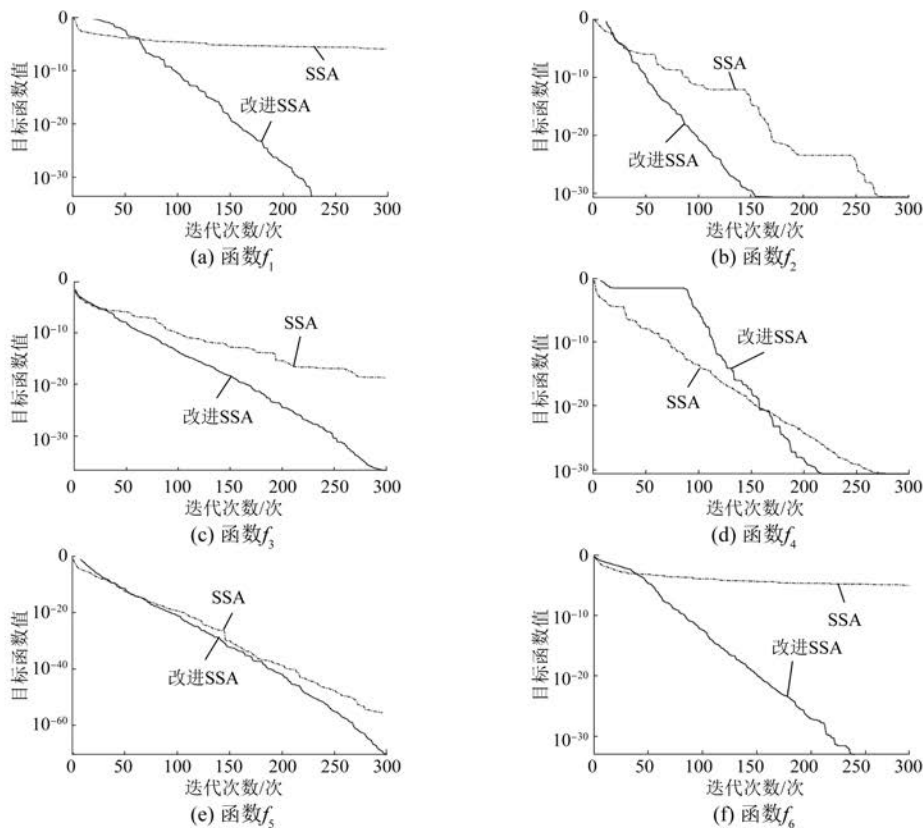


图 4 两种算法在测试函数寻优中的仿真对比图

3 基于改进 SSA 在 MPPT 中的研究和算法分析

3.1 算法流程

本文采用了 Boost 电路对光伏阵列最大功率点进行跟踪,以占空比作为麻雀的位置进行寻优,基于 Boost 电路的 MPPT 系统结构图^[19]如图 5 所示。

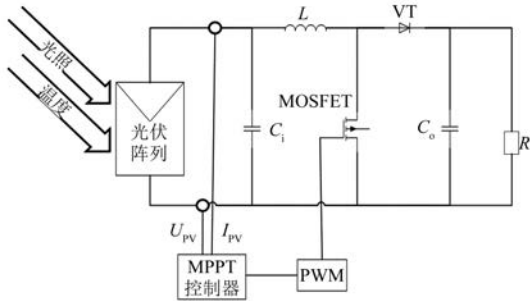


图 5 基于 Boost 电路的 MPPT 系统结构图

在采用 SSA 算法对最大功率点进行迭代寻优后期,尤其是当麻雀的位置收敛到全局最大功率点所对应的占空比附近时,继续迭代寻优虽能提高追踪的精度,但会降低算法的追踪速度,也可能会增加输出功率的振荡幅度。因此,本文采用的迭代终止策略如下:当所有麻雀的位置非常集中时可认为系统已到达全局最大功率点附近,此时麻雀的位置满足:

$$d_{\max} = |X_{\max} - X_{\min}| < \Delta X \quad (8)$$

设定当麻雀之间的最大距离 d_{\max} 小于 ΔX 时,停止迭代,将当前麻雀位置所对应的功率最大者定为最佳位置 X_m ,其所对应的功率为最大功率和占空比为 P_m 和 D_m 。

在光伏阵列实际工作过程中,受到的光照强度和温度是不断变化的,会导致阵列的输出功率随之改变。因此设置了算法重启策略,当迭代终止后的最大功率 P_m 与当前时刻的功率 P'_m 之差满足重启条件时算法重新启动追踪最大功率。其数学表达式如下:

$$|P_m - P'_m| < \Delta P \quad (9)$$

式(9)中 ΔP 的取值范围非常重要,取值过大会导致追踪精度较低,可能运行于非最大功率点附近;过小会导致算法频繁重启。因此,此处设定 $\Delta P = 1\% P_m$ 。改进 SSA 算法的流程如图 6 所示。

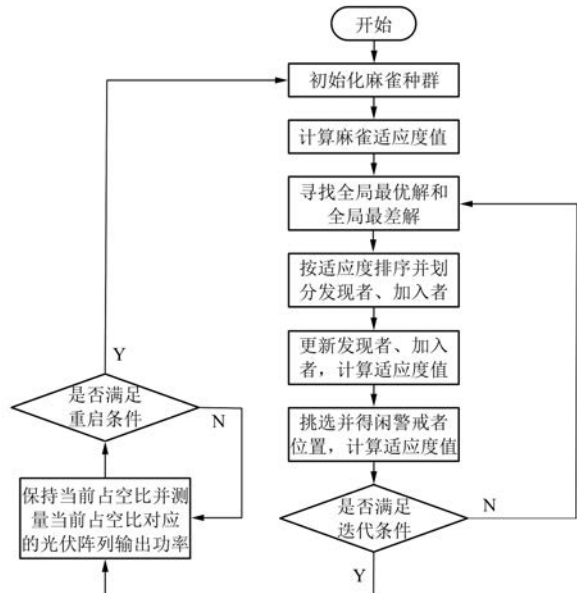


图 6 改进 SSA 算法的流程图

3.2 仿真模型及参数选择

为检验 SSA 算法的有效性,本文在 MATLAB/Simulink 环境下建立了一个基于 Boost 电路的 MPPT 系统模型,其结构图如图 5 所示,其中开关频率 $f = 50 \text{ kHz}$, $C_1 = 100 \mu\text{F}$, $C_0 = 100 \mu\text{F}$, $L = 0.5 \text{ mH}$, $R = 40 \Omega$ 。光伏阵列采用五块光伏电池串联,采用改进 SSA、PSO 以及 INC 在不同情况下进行仿真对比。为保证试验的公平性,此处粒子和麻雀的数量均为 5 个,且初始位置均设为 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9;最大迭代次数为 20; $\Delta X = 0.01$ 。另外,INC 算法参数取值为 $\Delta D = 0.01$,初始位置设为 0.6; PSO 算法参数取值为 $\omega = 0.2$, $c_1 = 0.3$, $c_2 = 0.5$;改进 SSA 算法中 $S_T = 0.8$, $f_{L\max} = 1.5$, $f_{L\min} = 0$,发现者和警戒者占种群的比例均为 0.25;系统的采样周期为 15 ms。

3.3 三种不同光照情况下的仿真

为了检验算法在不同情况下的优良性,此处相同的温度 $T = 25 \text{ }^\circ\text{C}$ 下采用表 1 中的方法 1、方法 2 以及方法 3 三种情况进行仿真对比。

方法 1 情况为均匀光照条件,光伏阵列的 $P-U$ 特性曲线上有且仅有一个峰值点。方法 1 光照情况的追踪曲线如图 7 所示,SSA 算法由于加入者受 MPPT 问题的维度影响,其在一定时间内无法追踪到光伏阵列最大功率点。另外三种算法均能在均匀光照条件下追踪到全局最大功率点,

INC 算法追踪时间最短为 0.60 s;其次是改进 SSA 算法追踪时间为 0.83 s;用时最长的是 PSO 算法为 1.09 s。其中,INC 算法追踪到的最大功率点为 292.2~303.7 W,即在最大功率点附近存在较大的振荡,功率振荡差为 11.5 W;PSO 算法追踪到的功率为 298.2 W;改进 SSA 算法追踪到的功率为 298.2 W。与 PSO 算法相比,改进 SSA 算法的追踪时间缩短了 23.85%。

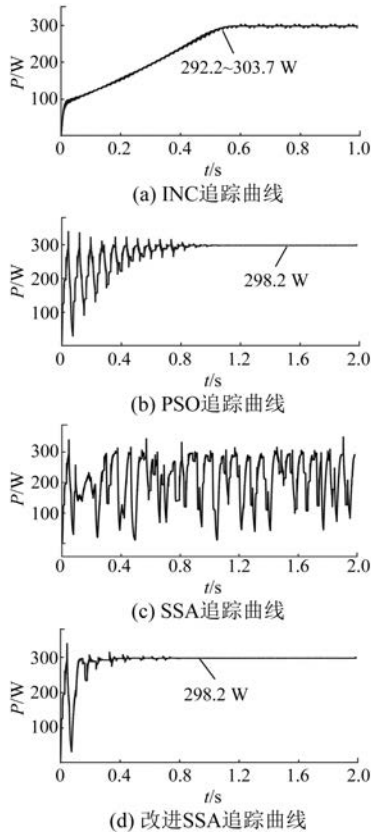


图7 方法1光照情况下的追踪曲线

方法2中组件1与组件3光照强度相同,均为 1000 W/m^2 ,其他组件各不相同,光伏阵列的 $P-U$ 特性曲线上有4个峰值点,包含1个全局最优解和3个局部最优解。其追踪曲线如图8所示,采用INC算法在0.15 s后输出功率为 109.2~112.5 W,功率振荡差为 3.3 W,没有追踪到全局最大功率点;PSO算法追踪时间为 1.74 s,追踪到的最大功率点为 140.5 W;改进SSA算法的追踪时间为 0.83 s,追踪到的最大功率点为 141.8 W,比PSO算法追踪精度更高,追踪时间缩短了 0.75 s。

方法3光照为非均匀光照,光伏阵列的 $P-U$ 特性曲线上有5个峰值点,包含1个全局最优解

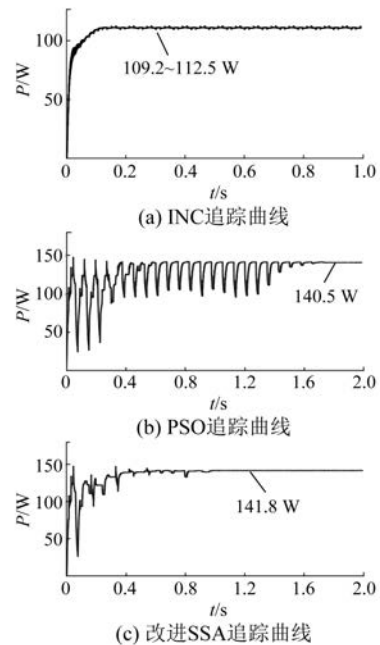


图8 方法2光照情况下的追踪曲线

和4个局部最优解。方法3情况下的追踪曲线如图9所示,其中INC算法的追踪时间为 0.25 s,追踪到的最大功率点为 87.5~90.2 W,在最大功率点附近也存在较大的振荡,功率振荡差为 2.7 W;PSO算法的追踪时间为 1.17 s,追踪到的最大功率点为 114.4 W;改进SSA算法的追踪时间为 0.83 s,追踪到的最大功率点为 114.5 W。可见,INC算法在非均匀光照条件下可能会陷入局部最优解,与PSO算法相比,改进SSA算法追踪时间缩短了 29.06%。

3.4 光照突变情况下仿真

为检验改进SSA算法在光照变化下的追踪效果,0 s时使光伏阵列的光照情况为方法1,2.00 s时将光照情况改为方法3,其仿真结果如图10所示。在方法1光照情况下时,该算法在 0.84 s时追踪到最大功率点;光照突变后,2.57 s时再次追踪到最大功率点。可见该算法在光照突变条件下也能有效地追踪到光伏阵列的最大功率点。

4 结 语

传统MPPT算法在运算过程中容易在最大功率点附近存在较大振荡以及在非均匀光照情况下误判而追踪到局部峰值点,大大降低了光伏系统

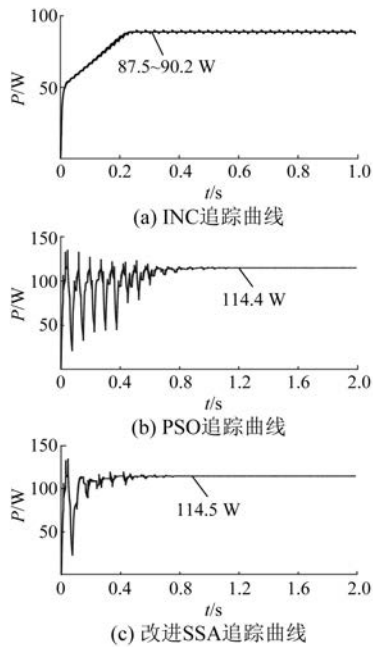


图9 方法3光照情况下的追踪曲线

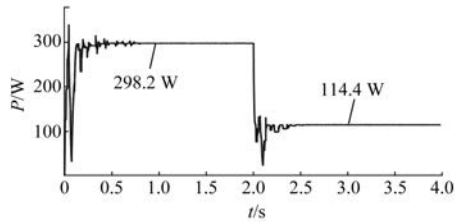


图10 改进SSA算法在光照突变情况下的追踪曲线

对太阳能的利用效率。本文所提出的一种基于SSA算法的MPPT算法,与SSA相结合,通过对部分参数和结构进行改进后,消除了优化问题维度对算法性能的影响,能够有效避免麻雀的位置跳出当前搜索范围,从而缩短SSA算法的搜索时间。仿真结果表明:

(1) 改进SSA算法能有效地搜索到全局最大功率点。

(2) 与PSO算法相比,改进SSA算法所追踪到的最大功率点较高,搜索时长较短,使光伏系统能更高效地利用太阳能。

(3) 改进SSA算法在光伏多峰MPPT应用中能够有效追踪光照突变后的最大功率点,具有良好的动态性能。

【参考文献】

[1] 徐兴浩. 现阶段光伏阵列最大功率研究与前景的

综述[J]. 科技视界,2019(27):90.

[2] 郑俊观. 3种经典MPPT算法仿真分析与对比研究[J]. 东北电力技术,2019,40(9):27.

[3] SARAVANAN S, RAMESH BABU N. Maximum power point tracking algorithms for photovoltaic system—a review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 57:192.

[4] SHANG L, GUO H, ZHU W. An improved MPPT control strategy based on incremental conductance algorithm[J/OL]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2). <https://doi.org/10.1186/s41601-020-00161-z>.

[5] KHAN M J, PUSHPARAJ. A novel hybrid maximum power point tracking controller based on artificial intelligence for solar photovoltaic system under variable environmental conditions [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2021,16:1879.

[6] ZHOU C, HUANG L, LING Z, et al. Research on MPPT control strategy of photovoltaic cells under multi-peak[J]. Energy Reports, 2021, 7(S1):283.

[7] SHI J, XUE F, QIN Z, et al. Improved the global maximum power point tracking for photovoltaic system via cuckoo search under partial shaded conditions[J]. Journal of Power Electronics, 2016, 16(1):287.

[8] SHI J, XUE F, QIN Z, et al. Tracking the global maximum power point of a photovoltaic system under partial shading conditions using a modified firefly algorithm[J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2016, 8(3):033501.

[9] SATHEESH K G, KINATTINGAL S, SIMON S P, et al. MPPT in PV systems using ant colony optimisation with dwindling population[J]. IET Renewable Power Generation, 2020,14(7):1105.

[10] CHAO K, RIZAL M N. A hybrid MPPT controller based on the genetic algorithm and ant colony optimization for photovoltaic systems under partially shaded conditions[J]. Energies. 2021,14(10):10.3390/en14102902.

[11] HAYDER W, OGLIARI E, DOLARA A, et al. Improved PSO: a comparative study in MPPT algorithm for PV system control under partial shading conditions[J]. Energies,2020,13(8):2035.

[12] 李志军,张奕楠,王丽娟,等. 基于改进量子粒子群算法的光伏多峰MPPT研究[J]. 太阳能学报, 2021,42(5):221.

(下转第103页)