

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230681

基于定位收缩法的局部阴影条件下光伏最大功率点跟踪

高放¹, 胡嵘昭¹, 殷林飞¹, 曹会彬²

(1. 广西大学电气工程学院, 广西 南宁 530004; 2. 中国科学院合肥物质科学研究院, 安徽 合肥 230031)

摘要: 光伏最大功率点跟踪是提高光伏发电效率的重要手段。在局部阴影条件下, 光伏阵列的特性曲线呈现多峰形状, 常规的传统算法容易陷入局部最优。如何在局部阴影条件下找到全局最大功率点(global maximum power point, GMPP)至关重要。提出了一种定位收缩法(locate and shrink algorithm, LSA), 采用收缩边界的思想使得边界逐渐收缩到 GMPP。LSA 第一阶段提出了一种峰的定位方法, 通过自适应采样结合 I-V 特性曲线能够定位主要峰的占空比范围。定位法能够与其他单峰算法结合, 具有较强的扩展性。第二阶段提出了一种基于三点准则的收缩法, 能够在单峰范围内通过收缩边界快速找到峰值点, 并且具有很强的环境适应性。将 LSA 与多个算法进行仿真和硬件实验对比, 结果表明 LSA 在跟踪速度、跟踪精度和稳态振荡方面有着明显优势。

关键词: 光伏局部阴影条件; 最大功率点跟踪; 定位收缩法; 三点准则

Locate and shrink method for PV maximum power point tracking in partial shading conditions

GAO Fang¹, HU Rongzhao¹, YIN Linfei¹, CAO Huibin²

(1. School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. Hefei Institute of Physical Sciences, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China)

Abstract: Photovoltaic maximum power point tracking is an important way of improving photovoltaic power generation efficiency. In partial shading conditions, the characteristic curve of a photovoltaic array has multiple peaks, and it is easy for the conventional algorithm to fall into a local optimum. How to find the global maximum power point (GMPP) in partial shading conditions is crucial. In this paper, a locate and shrink algorithm (LSA) is proposed. This applies the concept of boundary shrinkage to gradually shrink the two boundary points to the GMPP. The first stage of the LSA proposes a peak location method that the duty cycle range of the main peaks can be located by adaptive sampling combined with the I-V characteristic curve. The peak location method can be combined with other unimodal algorithms and has strong ability to expand. In the second stage, a shrinkage method based on a three-point criterion is proposed. This can quickly find the peak point in the range of one single peak via shrinking boundaries and has strong environmental adaptability. Both simulations and experiments are performed for the LSA and several other algorithms. The results show that the LSA has obvious advantages in tracking speed, tracking efficiency and steady-state oscillation.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61720106009, No. 61773359 and No. 52107081).

Key words: photovoltaic partial shading conditions; maximum power point tracking; locate and shrink algorithm; three-point criterion

0 引言

科学技术的发展导致传统能源的消耗不断增加。全球的煤炭储量每年都在持续衰退^[1]。光伏

(photovoltaic, PV)是一种很有前景的可再生能源, 因为其具有安全高效、经济环保和资源丰富的优势^[2]。然而, 光伏电源的主要缺点是非线性输出特性和低转换效率^[3]。影响光伏电池输出功率的主要因素是太阳辐射、温度和负载阻抗^[4-6]。为了提高光伏电池的输出功率, 需要进行最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)^[7-9]。与没有 MPPT 的系

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61720106009, 61773359, 52107081)

统相比, MPPT 能够使效率提高 30%^[10]。

光伏电池的功率-电压(power-voltage, PV)特性曲线在均匀光照条件(uniform irradiance condition, UIC)下是一个单峰曲线。传统的 MPPT 算法例如爬山法(hill climbing, HC)^[11-12]、扰动观察法(perturb and observe, P&O)^[13-14]和增量电导法(incremental conductance, INC)^[15-16]能够轻易找到最大功率点(maximum power point, MPP)。然而在局部阴影条件(partial shading conditions, PSCs)下, 传统算法很容易陷入局部最优, 即找到局部 MPP(local maximum power point, LMPP)^[17]。研究发现, 由于全局最大功率点跟踪(global maximum power point tracking, GMPPT)检测失败, 局部阴影光伏阵列的能量损失高达 70%^[18]。为了在 PSCs 下跟踪全局最大功率点(global maximum power point, GMPP), 需要 MPPT 控制器能够在多个峰中找到 GMPP, 对 MPPT 算法提出更高的要求。

如今已有许多算法被提出用于 GMPPT。一些综述类文章将现有的算法进行了总结分类。文献[19]将现有的 GMPPT 算法分为了 4 类, 即经典算法、智能算法、优化算法和混合算法。文献[20]总结了智能算法, 但是将仿生类的优化算法归类到智能算法中。鉴于大多数人所用的分类方式, 本文将从基于传统算法的改进算法、智能算法、优化算法以及混合算法 4 个方面对现有算法进行回顾。

传统算法在接近 UIC 下的 MPPT 问题时具有简单高效的优点, 然而并不适用于 PSCs。文献[21]总结了 UIC 和 PSCs 下的功率点跟踪算法, 提到想要实现传统算法在 PSCs 下的应用, 就应该解决传统算法容易陷入局部最优的问题, 并设计合理的跳出局部最优的机制。对传统算法的改进可分为两大类: 一类是在基于传统算法特点的基础上设计特殊的局部最优跳出机制; 第二类则将传统算法与其他算法进行结合, 即为混合算法(详细的参见后边的讨论)。针对第一类的改进传统算法, 文献[22]提出了一种增强型自适应 P&O 算法, 该算法能够有效地减小由于稳态振荡、发散问题和局部阴影而导致的功率损耗。文献[23]提出了一种改进的 INC 算法, 该算法能够在局部遮挡条件下快速响应负载的变化。基于传统算法的改进算法通常仍然保留原本传统算法的缺点。例如 P&O 使用大步长会使得跟踪速度高, 但也同时导致较大的稳态功率振荡^[24]。

随着大数据时代的发展, 智能算法逐渐丰富起来。常见的智能算法有模糊逻辑控制(fuzzy logic control, FLC)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)、滑模控制(sliding mode control, SMC)^[25]和强

化学习(reinforcement learning, RL)等。FLC 和 SMC 在 PSCs 下很难设计合适的规则来避免陷入局部最优, 因此在 GMPPT 问题中其常与优化算法相结合, 以混和算法(详细的参见后边的讨论)的形式出现。ANN 和 RL 作为数据驱动型算法, 在足够多的数据支持下能够在 PSCs 下达到好的效果。文献[26]提出一种基于 ANN 的可变步长 MPPT 技术进行高效的 GMPPT。文献[27]使用深度 Q 网络处理离散动作空间, 并且使用深度确定性策略梯度算法收集峰值信息, 成功应用于 PSCs。然而, 智能算法往往需要大量训练数据以及内存。

优化算法中最常用的为仿生算法。仿生算法又可以进一步分为进化算法和群算法。文献[28]提出了一种改进的全局搜索空间差分进化算法来跟踪 GMPP, 该算法需要调整的参数较少。群体智能算法通过个体分工和信息共享来寻找最优解。文献[29]对现有的群 MPPT 算法进行了专门的分析讨论。常见的群算法有粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[30]、布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)^[31-32]、蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)、蝴蝶优化算法(butterfly optimization algorithm, BOA)以及灰狼优化(gray wolf optimization, GWO)算法等。文献[33]提出了一种基于集体智慧的全局最大功率点跟踪策略, 这种动态领导的引导策略可实现更深度的局部搜索与快速收敛。文献[34]提出了一种基于改进蝴蝶优化算法的 MPPT 算法。该算法只使用一个动态变量作为调整参数, 降低了算法的复杂度, 并提出了跳跃搜索空间的方法来提高收敛速度。然而, 仿生算法在搜索过程中往往会产生较大的功率波动, 造成不必要的能量损失。

正如之前所提到的, 混合算法大多是群算法和传统算法或者智能算法的结合。传统算法和智能算法在单峰问题上的优越表现再结合群算法的全局探索能力保障了混合算法的不俗性能。文献[35]提出了一种 INC 结合 PSO 的算法, 实现了比单一 PSO 更快的跟踪。文献[36]将灰狼优化与模糊逻辑控制结合, 可以减少极端天气条件下 GMPP 附近的波动和振荡。文献[37]将改进的人工神经网络与粒子群优化结合, 能够在局部遮阳和太阳照射不均匀的条件下优化光伏系统的输出功率, 以更高的效率加快 GMPP 跟踪速度。虽然混合算法可能结合了两者的优势, 具有一定的优越性, 但是也可能吸收两者缺点。

针对上述方法的缺点, 本文提出了一种定位收缩法(locate and shrink algorithm, LSA)。该算法第一阶段提出了一种定位法, 通过自适应采样能够快速定位主要峰的占空比范围, 第二阶段的收缩法基于

三点准则不断更新各主要峰的边界最终收缩到 LMPP, 进而找到 GMPP。在仿真实验中, LSA 与 PSO、CS、ACO、BOA、P&O 算法在多方面做了对比, 具有较大的跟踪速度优势, 综合性能最好。

1 光伏系统建模

1.1 局部阴影条件

通常将多个光伏电池串联和并联形成光伏阵列来输出更高的功率, 如图 1 所示。然而, 当光伏阵列的不同部分经历不同辐照度时, 例如附近建筑物、树木、电缆、塔、烟囱的遮蔽以及模块缺陷、裂缝、不均匀老化和污染, 会形成局部阴影情况。在局部阴影条件下由于电压反向会造成光伏电池发热形成“热斑”。为了防止“热斑效应”, 通常在每个光伏电池处反并联一个旁路二极管。此外, 在每一条光伏阵列串的末端还需要串联一个防逆流二极管, 以防止不同光伏阵列串联支路的电流倒送。然而, 当反并联二极管导通后会导导致光伏阵列电流骤降, 造成多峰的情况。

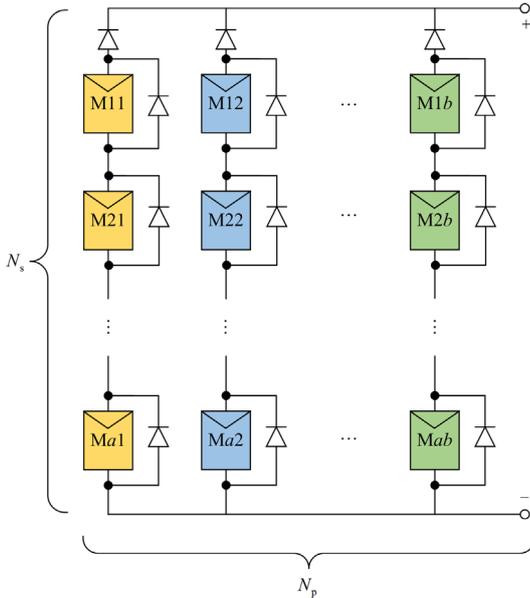


图 1 光伏阵列
Fig. 1 PV arrays

1.2 光伏阵列建模

常见的光伏组件模型为单二极管模型。光伏阵列对应的等效电路如图 2 所示。定义 I_{ph} 为光生电流; I_d 为流过二极管的电流; I_{sh} 为流过并联等效电阻 R_{sh} 的电流; I_{pv} 和 V_{pv} 分别为光伏电池的输出电流和电压; R_s 为等效串联电阻; N_m 和 N_p 分别为串联和并联的光伏电池数量。

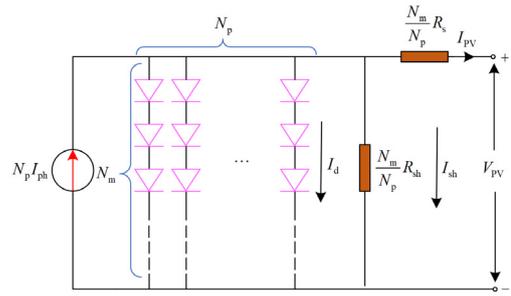


图 2 光伏阵列等效电路

Fig. 2 Equivalent circuit of photovoltaic array

I_{pv} 的表达式如式(1)所示。

$$I_{pv} = N_p I_{ph} - I_d - I_{sh} \quad (1)$$

光生电流计算公式为

$$I_{ph} = (I_{sc} + K_t \cdot (T - T_{ref})) \cdot \frac{S}{S_{ref}} \quad (2)$$

式中: I_{sc} 是在标准测试条件(standard test condition, STC)下的短路电流; K_t 是短路电流的温度系数(A/°C); T 和 S 分别是实际温度(K)和辐照度(W/m²); T_{ref} 和 S_{ref} 分别是在 STC 下的温度和辐照度。

二极管电流可用肖克利二极管电流方程表示^[38], 如式(3)所示。

$$I_d = N_p \cdot I_{sc} \cdot \left(e^{\frac{q \cdot V_{oc}}{N_m \cdot O \cdot K \cdot T}} - 1 \right) \quad (3)$$

式中: q 为基元电荷($q=1.602 \times 10^{-19}$); V_{oc} 为开路电压; O 为二极管的理想因数; K 为玻尔兹曼常数($K=1.38 \times 10^{-23}$ J/K)。

由图 1 可知, I_{sh} 的计算公式为

$$I_{sh} = \frac{N_p}{R_{sh}} \left(\frac{V_{pv}}{N_m} + \frac{I_{pv} \cdot R_s}{N_p} \right) \quad (4)$$

将 5 个 SPR-315E-WHT-D 光伏模块串联, 均匀光照和局部阴影条件下对应的光伏特性曲线分别如图 3(a)和图 3(b)所示。图 3(b)对应的光照条件为 5 个光伏模块分别受到 1000、900、700、500 和 300 W/m² 的辐照度, MPP 处的功率为 705.2 W。

2 定位收缩法

为了在 PSCs 下高效跟踪 GMPP, 本文提出了 LSA。第一阶段提出了一种定位法, 通过对占空比范围进行自适应采样, 根据反馈的电压和电流值, 再结合 I-V 特性曲线, 最终定位主要峰的占空比范围。第二阶段提出了一种三点准则, 能够实现单峰范围内快速找到 LMPP。

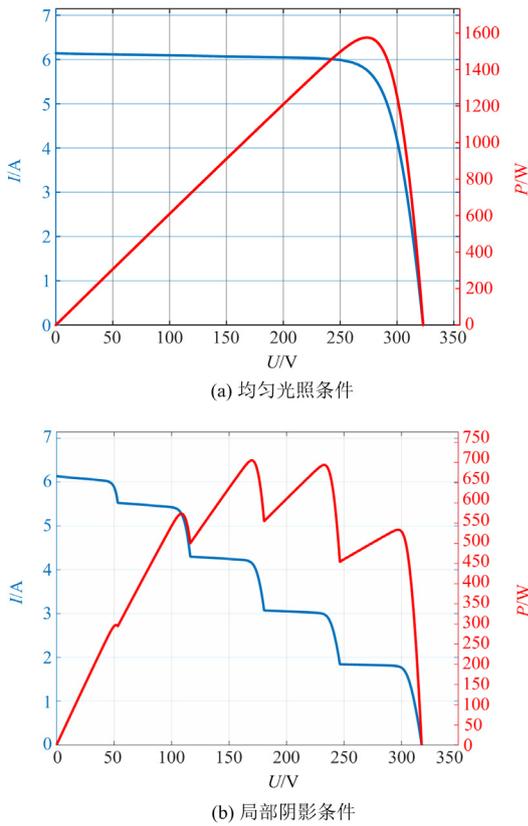


图 3 光伏特性曲线

Fig. 3 Photovoltaic characteristic curve

2.1 第一阶段定位法

在每个峰值点处，电流在左侧缓慢变化，在右侧急剧下降。因此，可以基于两个连续采样点之间的电流变化来确定采样点是位于 MPP 的左侧还是右侧。结合图 4，建立判断左右边界点的标准如下。

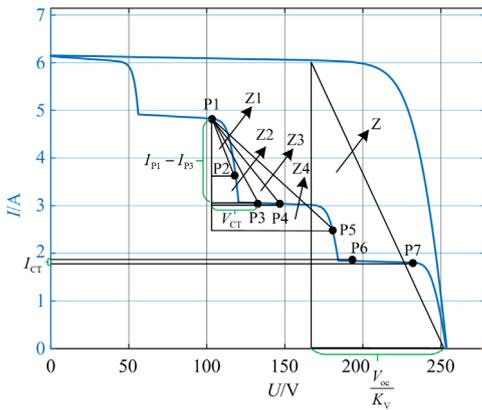


图 4 第一阶段定位法中左右边界更新标准示意图
(Z, Z1, Z2, Z3 和 Z4 是直角三角形)

Fig. 4 Schematic diagram illustrating the left and right boundary update criteria in the first-stage location method
(Z, Z1, Z2, Z3 and Z4 are right triangles)

同一峰左侧的采样点电流几乎相同。因此，当两个连续采样点(例如 P6 和 P7)之间的电流差很小时(低于电流阈值)，右点(例如 P7)可以被指定为峰的左边界点。电流阈值的具体值 I_{CT} 可以设置为

$$I_{CT} = \frac{I_{sc}}{K_I} \quad (5)$$

式中： K_I 为调节参数，通常设置为大约 50； I_{sc} 为短路电流。 K_I 过小的话电流阈值较容易满足，导致电流变化较小的峰容易被忽略。 K_I 过大的话电流阈值较难满足，从而会延长第一阶段定位时间。

判断右边界点时总是基于左边界点(例如 P1)，当两个点之间的电流差很大时，右点可能在同一峰的右侧(例如 P2)、另一个峰的左侧(例如 P3 和 P4)或右侧(例如 P5)，分别称为情况 v1、v2 和 v3。在 3 种情况下，连接两个采样点的线段的斜率不同，情况 v1 和 v2 的斜率比情况 v3 的斜率更接近负无穷。为了区分情况 v1、v2 和 v3，引入一个斜率截止值 $K_s = -K_V \cdot I_{sc} / V_{oc}$ ，其中调整参数 K_V 通常设置为 3 左右， V_{oc} 表示开路电压。 K_s 是图 4 中所示的直角三角形 Z 的斜边斜率，Z 的底边由 $2/3$ 开路电压点和开路电压点连接形成。

截止斜率值 K_s 可以转换成两个连续点的电压阈值 V_{CT} 。如果通过连接两个连续采样点(例如 P1 和 P3)形成类似于 Z 的直角三角形(例如 Z2)，则电压差(即 Z2 的底边)等于电压阈值，如式(6)所示。

$$V_{P3} - V_{P1} = V_{CT}(P1, P3) = \frac{V_{oc} \cdot (I_{P1} - I_{P3})}{K_V \cdot I_{sc}} \quad (6)$$

如果两点之间的电压差小于等于电压阈值，则这两点属于情况 v1(例如 P2)或 v2(例如 P3 以及这个峰范围内 P3 左侧的点)。在 v1 情况下，这两个点被认为属于同一峰，故第二个采样点(例如 P2)可以被更新为该峰值的右边界点。

K_V 的不同值对应于直角三角形斜边的不同斜率。当 K_V 增大时，斜边斜率更接近负无穷，电压阈值更小，进而增加了所需采样点的数量。反之，较小的 K_V 值导致更大的电压阈值，更容易造成误判，即 v2(如 P4)和 v3(如 P5)两种情况下的第二个点都被更新为右边界。由于情况 v3 在第二个采样点 P5 的 P-V 曲线的斜率也是负的，和情况 v1 一样(第二个采样点 P2 的 P-V 曲线的斜率是负的)，无法将其与情况 v1 区分开来。因此，设置 K_V 大约为 3 是一个合理的值，因为它使得情况 v3 几乎不可能发生。虽然情况 v2(例如 P3 和 P4)仍然可能发生，但是情况 v2 对后续第二阶段边界收缩没有影响(见 2.2 节中最后的分析)。 K_V 过小容易导致右边界点跨峰

更新, 例如 P1 点对应的右边界点更新到 P5 处。电流变化较小的峰往往 MPP 右半边电压范围较小, 过小的 K_V 容易导致这类峰被忽略。

LSA 的第一阶段涉及一种自适应采样方法来原因定每个峰值的左右边界点。结合图 5 所示的 I-V 曲线来说明该方法。

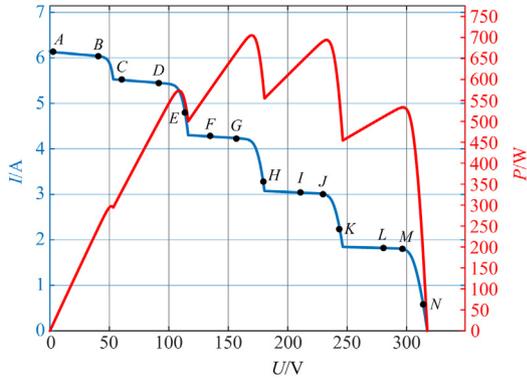


图 5 第一阶段定位法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the first-stage location method

假设电压随占空比成比例变化, 采取以下步骤。

步骤 1: 对 PV 曲线的左端和右端(A 和 N)以及中点(H)进行采样。

步骤 2: 比较第一个点 A 和最近的点 H, 因为点 A 和点 H 的电流差大于电流阈值, 电压差大于电压阈值, 所以继续采样点 A 和点 H 的中点 D。

步骤 3: 接着判断点 A 与最近的点 H, 仍不满足左右边界点的判断标准, 则不断在点 A 与最近点之间进行二分采样, 直到满足左边界点或者右边界点的判断标准。

步骤 4: 因为点 A 和点 B 满足左边界点的标准, 所以点 B 可以被更新为该峰值的左边界点。

步骤 5: 以点 B 为起点, 起初结合点 H 判断, 不满足判断标准则同理不断进行二分采样, 直到点 B 和 C 满足右边界点的判断标准。那么点 C 可以被更

新为该峰值的右边界点。

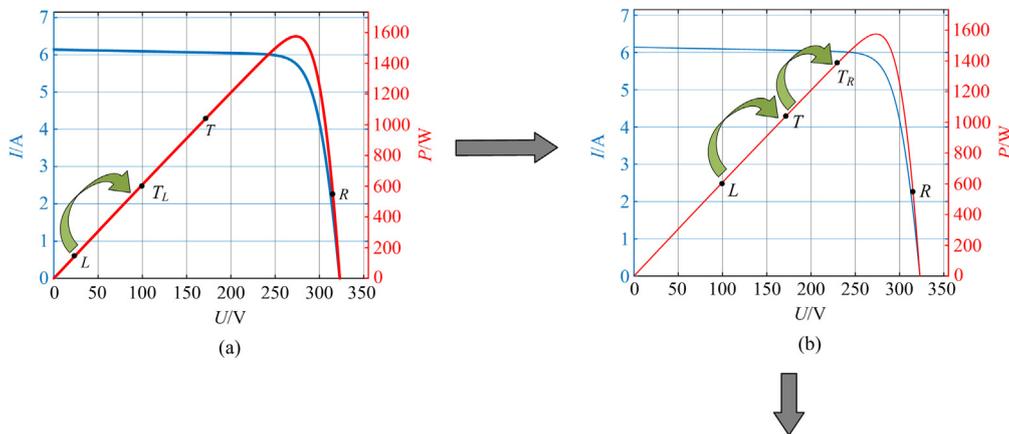
步骤 6: 连续重复上述过程, 5 个峰的边界范围分别为(B, C)、(D, E)、(G, H)、(J, K)、(M, N)。前两个峰可以被丢弃, 因为点 B 的电流(第一个峰范围内的最大电流)与点 C 的电压(第一个峰范围内的最大电压)的乘积以及点 D 的电流(第二个峰范围内的最大电流)与点 E 的电压(第二个峰范围内的最大电压)的乘积小于点 G 的功率(所有采样点中的最大功率)。

定位法通过上述自适应采样能够定位出主要峰的占空比范围, 进而大大缩小了搜索范围, 避免了许多不必要的搜索。并且定位法定位出主要峰的占空比范围后, 可以结合其他单峰算法进行各个峰的 LMPP 搜索, 进而得到 GMPP, 具有较高的扩展性。

2.2 第二阶段收缩法

当第一阶段定位并筛选出主要峰的范围后, 后续的问题便可看作在几个单峰中寻找 MPP。只需要找到每个峰的 LMPP 即可得到 GMPP。P&O 和 INC 作为最常用的单峰 MPPT 算法具有简单、实用、跟踪速度快的优点。然而, P&O 和 INC 算法难以平衡跟踪速度与稳态震荡之间的关系。在不同的环境条件下, 不合适的控制步长可能会导致不必要的功率损失。因此, 在第二阶段寻找每个峰的 LMPP 时, 本文提出了一种结合收缩边界思想的三点准则, 能够快速、稳定地跟踪 MPP, 并且不受环境变化的影响, 具有很强的适应性。

图 6 显示了三准则下边界收缩的典型过程: 初始三点为左边界点 L、右边界点 R 以及第三点 T(其占空比为 L、R 的占空比均值)。图 6(a)首先采样 LT 中心点 T_L , 因为 T_L 的功率小于 T 的功率, 所以可以将左边界点 L 更新到 T_L 的位置, 对应图 6(b)。因为右边界 RT 的范围 R_{RT} 大于 LT 的范围 R_{LT} , 所以采样 RT 中心点 T_R (其占空比为 T、R 的占空比均值)。由于 T_R 的功率大于 T 的功率, 因此 T 一定在



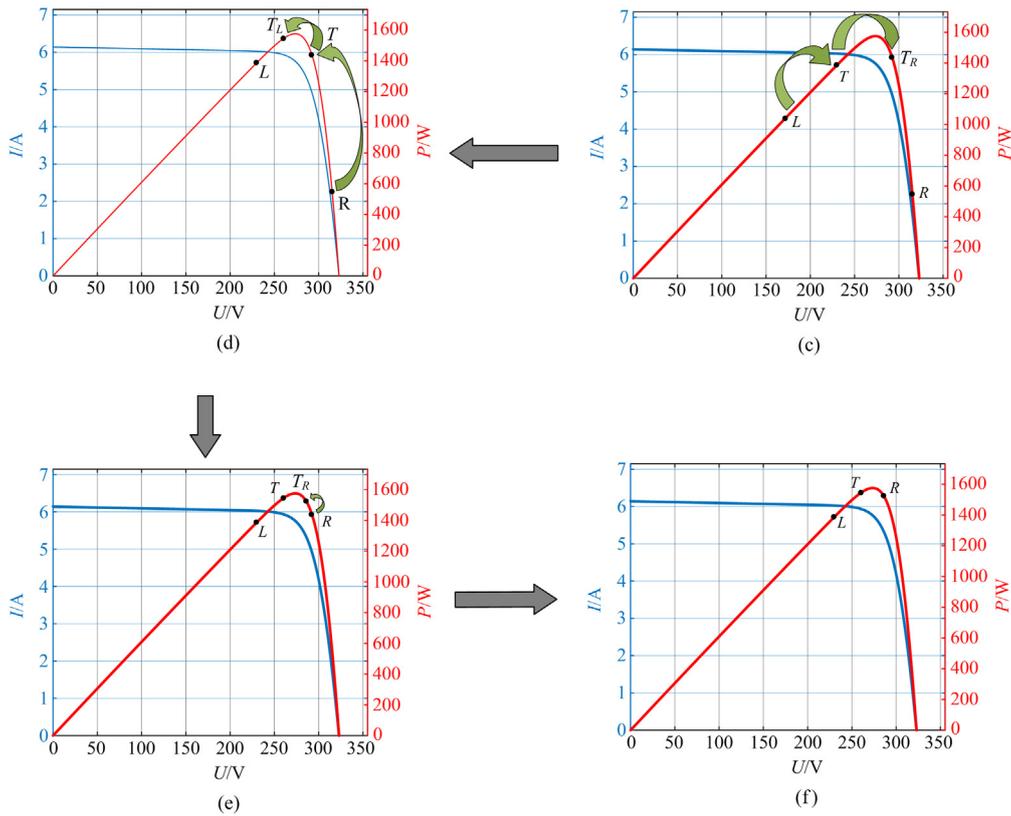


图 6 基于三点准则的边界收缩过程

Fig. 6 Boundary shrinkage process based on three-point criterion

MPP 左边(TT_R 的 P-V 斜率大于 0), 进而可以把 L 更新到 T 的位置, 然后把 T 更新到 T_R 的位置, 对应图 6(c)。同理继续采样 TR 中心点 T_R , 基于相同准则更新左边界后对应图 6(d)。图 6(d)中采样 LT 中心点 T_L , 因为 T_L 的功率大于 T 的功率, 所以可以判断 T 一定在 MPP 右边, 故将 R 更新到 T , 同时将 T 更新到 T_L , 对应图 6(e)。图 6(e)中 T_R 的功率小于 T 的功率, 可以将 R 更新到 T_R 的位置, 对应图 6(f)。不断重复上述过程即可不断收缩左右边界到 MPP 附近。直到左右边界点之差小于一定阈值 K_D , 即可认定边界收缩到了 MPP 处, 最后稳定输出边界中点占空比即可。 K_D 可设定为 0.04 左右, K_D 过小的话收敛精度高但是会延长收敛时间, K_D 过大的话收敛精度较低并且输出功率较低。程序流程如图 7 所示。

由于三点准则只需要对比第三点 T 和中心点 T_L/T_R 的功率, 不涉及左右边界点 L 和 R 。如果第一阶段右边界点的定位属于情况 v2, 因为 T_R 和 R 之间为凹谷, 所以 T_R 功率几乎不可能大于 T 的功率, 因此 v2 情况下右边界点也会朝着左边方向不断收缩(如图 8 所示)。

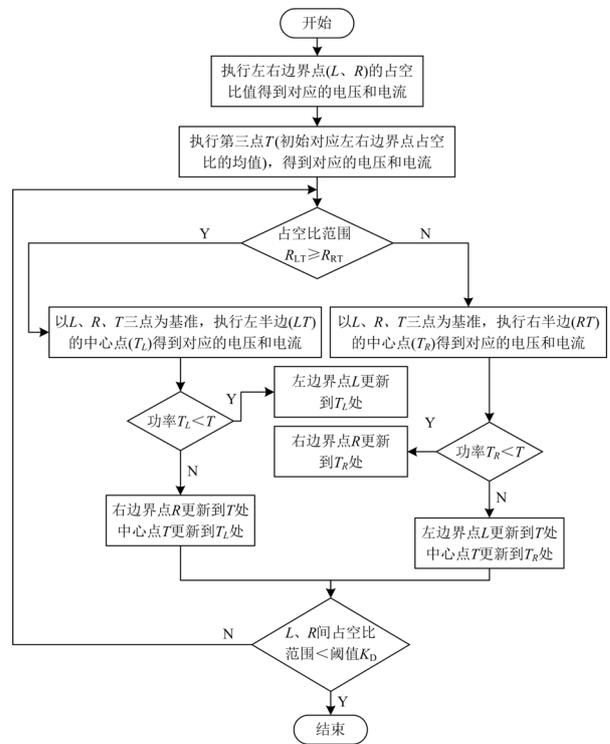


图 7 基于三点准则的收缩法流程

Fig. 7 Flow of the shrinkage method based on three-point criterion

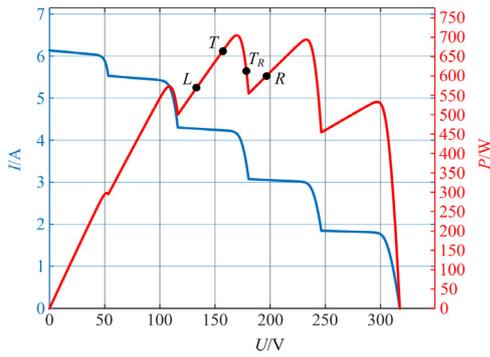


图 8 情况 v2 下右边界收缩说明

Fig. 8 Description of the right boundary shrinkage in case v2

3 仿真结果

3.1 参数设置

本文采用 SPR-315E-WHT-D 模型的光伏组件来测试算法。模块在不同的光照条件下运行。仿真和环境参数如表 1 所示。

表 1 仿真和环境参数设置

Table 1 Simulative and environmental parameter settings

参数	数值
并联模块数	1
串联模块数	5
短路电流/A	6.14
开路电压/V	64.6
最大功率点处功率/W	315.072
最大功率点处电流/A	5.76
最大功率点处电压/V	54.7
温度/°C	25
辐照度范围/(W/m ²)	200~1000

3.2 均匀光照条件下结果

为了验证三点准则在单峰条件下寻找 MPP 的效率, 本文将三点准则与传统 P&O 方法在均匀光照条件下进行了仿真对比。其中占空比范围为 0~1, 结果如图 9 所示。

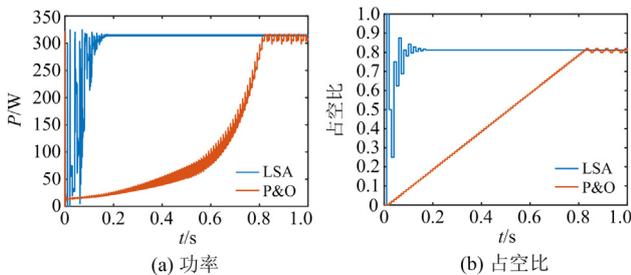


图 9 均匀光照条件下仿真结果

Fig. 9 Simulation results under UIC

由图 9 可知, MPP 处的占空比值为 0.81 左右。将 P&O 算法的初始占空比值设定为 0, 其找到 MPP 需要较长的时间, 如果增大步长又会导致稳态振荡变大。因此, 只有当 P&O 算法的初始值靠近 MPP 时才能以较快的速度和较小的振荡找到 MPP。而三点准则能以固定的边界更新准则稳定收缩到 MPP 处, 与初值和步长无关, 具有很强的适应性。

3.3 局部阴影条件下结果

本文在图 3(b)所示的多峰条件下将 LSA 与 PSO、CS、ACO、BOA、P&O、深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)算法进行了比较。其中 DDPG 为 RL 算法中的一种, 能解决连续动作和状态空间的问题。所有算法的参数设置如表 2 所示。

表 2 局部阴影条件下所有算法仿真参数设置

Table 2 Simulation parameter setting of all algorithms under the PSCs

算法	参数设置
LSA	$K_1 = 50$; $K_v = 3$; $K_D = 0.04$
PSO	个体学习因子 $c_1 = 1.1$; 群体学习因子 $c_2 = 2$; 惯性权重 $\omega = 0.4$
CS	莱维飞行参数 $\beta = 1.5$; 抛弃概率 $k = 0.5$
ACO	信息启发式因子 $\alpha = 0.7$; 期望启发式因子 $\beta = 5$; 信息挥发因子 $\rho = 0.35$
BOA	感觉因子 $c = 0.45$; 香味浓度的指数 $a = 0.33$
P&O1	占空比步长 $s = 0.01$
DDPG	折扣因子 $\gamma = 0.99$; 学习 $\alpha = 1 \times 10^{-4}$; 批处理 $b = 64$

对于 LSA 3 个参数的设置, 只要在合适的参数范围内, LSA 都可以在保证定位收缩准确的同时具有较快的收敛速度。由于不同文献对应的仿真或者实验条件不一样, 只能参考而无法严格按照其他文献中的参数进行设置, 算法效果不会有较大出入, 因此具有一定的参考意义。

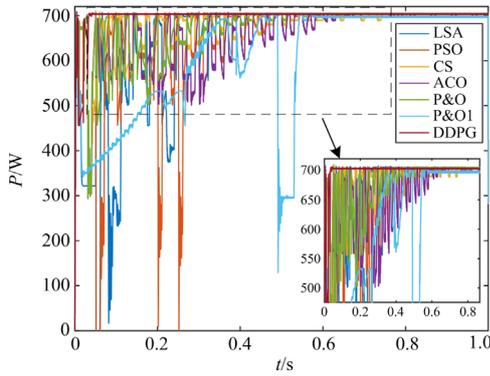
各个算法仿真结果如图 10 所示, 并将结果在表 3 中进行汇总。

表 3 局部阴影条件下 LSA 与其他算法比较的仿真结果

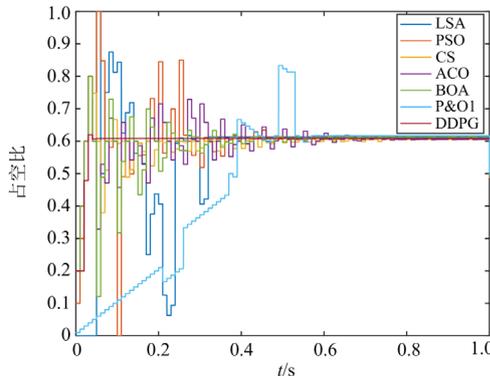
Table 3 Simulation results of LSA compared with other algorithms under PSCs

算法	跟踪时间/s	跟踪精度/%	稳态振荡
LSA	0.32	99.74	无
PSO	0.47	99.69	小
CS	0.68	99.62	小
ACO	0.65	99.31	小
BOA	0.52	99.65	小
P&O1	0.53	98.91	无
DDPG	0.052	99.82	无

此处 P&O1 算法是对 P&O 改进后的算法。将传统 P&O 算法在不同初值下执行，找到所有 LMPP，最终输出 GMPP。由表 3 可知，由于定位法大大缩减了不必要的搜索范围，收缩法提高了单峰搜索效率，LSA 在跟踪速度上有着明显的优势。同时 LSA 在跟踪精度和稳态振荡方面也有着较好的表现。虽然从数据上看 DDPG 在跟踪速度和跟踪精度上都具有出色的表现，但是 DDPG 好的跟踪效果是建立在庞大的训练数据基础上，需要长时间的预训练才能达到好的效果，并且当光照条件变化时需要用新的数据重新进行训练。



(a) 局部阴影条件下6种算法的功率



(b) 局部阴影条件下6种算法的占空比

图 10 局部阴影条件下仿真结果

Fig. 10 Simulation results under PSCs

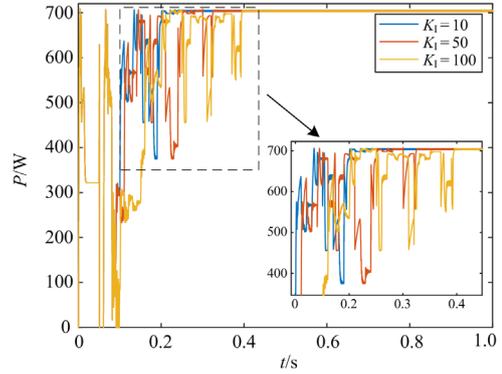
3.4 局部阴影条件下不同参数结果

3.4.1 不同 K_I 下 LSA 对应的结果

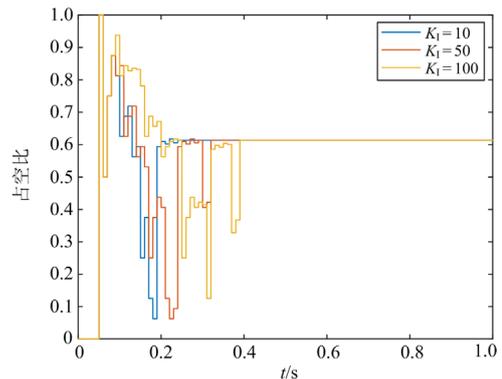
分别设置 K_I 为 10、50 和 100，对应的仿真结果如图 11 所示。图 12 为左边界定位结果，其中黄黑绿 3 种颜色的点分别对应 K_I 等于 10、50 和 100 (同一行的点代表定位位置相近)。

上述结果在表 4 中进行汇总。由表 4 可知，当 K_I 为 10 时，电流阈值较容易满足，缩短了第一阶

段的定位时间。然而，较大的电流阈值容易导致电流变化较小的峰被忽略，由图 12 可知，当 K_I 为 10 时并没有在第一个峰定位出左边界点。当 K_I 为 100 时，电流阈值较难满足，延长了第一阶段的定位时间。由图 12 可知， K_I 较大时，定位出的左边界点更接近 MPP。



(a) 局部阴影条件下不同 K_I 的功率



(b) 局部阴影条件下不同 K_I 的占空比

图 11 局部阴影条件下不同 K_I 的仿真结果

Fig. 11 Simulation results under PSCs with different K_I

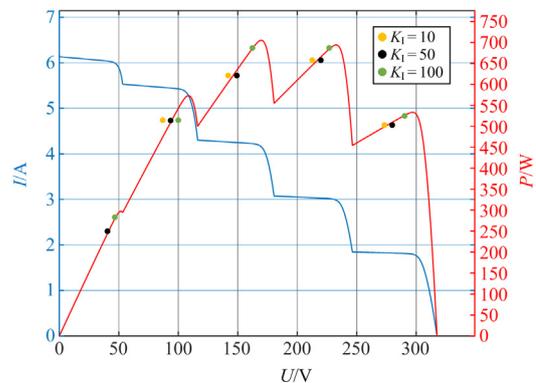


图 12 局部阴影条件下不同 K_I 的左边界定位结果

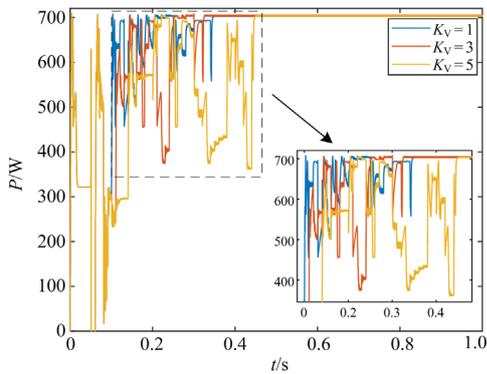
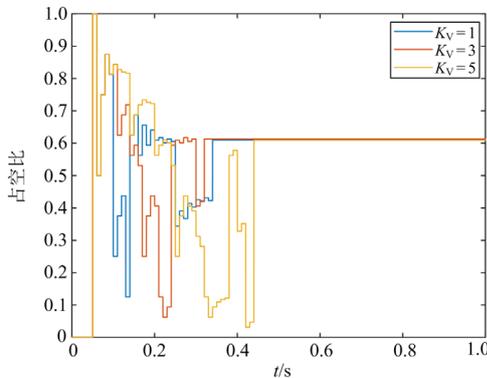
Fig. 12 Location results of left boundaries under PSCs with different K_I

表 4 局部阴影条件下不同 K_I 的仿真结果Table 4 Simulation results under PSCs of different K_I

K_I	跟踪时间/s	第一阶段跟踪时间/s	跟踪精度/%
10	0.24	0.19	99.74
50	0.32	0.24	99.74
100	0.39	0.32	99.74

3.4.2 不同 K_V 下 LSA 对应的结果

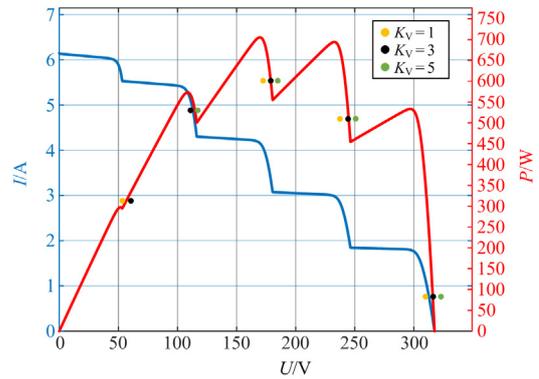
分别设置 K_V 为 1、3 和 5，对应的仿真结果如图 13 所示。图 14 为右边界定位结果，其中黄黑绿 3 种颜色的点分别对应 K_V 等于 1、3 和 5 (同一行的点代表定位位置相近)。并将上述结果在表 5 中进行汇总。

(a) 局部阴影条件下不同 K_V 的功率(b) 局部阴影条件下不同 K_V 的占空比图 13 局部阴影条件下不同 K_V 的仿真结果Fig. 13 Simulation results under PSCs with different K_V 表 5 局部阴影条件下不同 K_V 的仿真结果Table 5 Simulation results under PSCs of different K_V

K_V	跟踪时间/s	第一阶段跟踪时间/s	跟踪精度/%
1	0.34	0.14	99.74
3	0.32	0.24	99.74
5	0.44	0.38	99.74

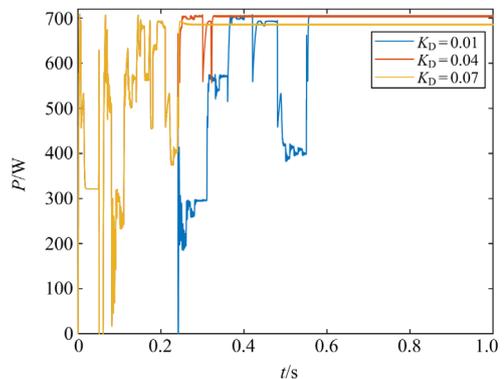
由表 5 可知，当 K_V 为 1 时，电压阈值较容易满足，缩短了第一阶段的定位时间。然而，此情况

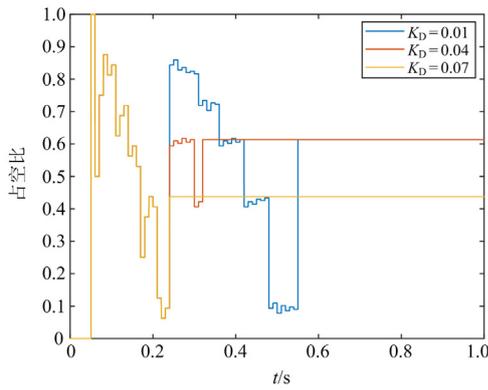
下较大的电压阈值容易出现跨峰更新的情况，如图 14 所示，当 K_V 为 1 时，第二个峰的右边界点更新到了第三个峰右边界上，造成第二个峰的左右边界范围包含了两个峰，进而延长了第二阶段的收缩时间，导致整体的跟踪时间增多。当 K_V 为 5 时，电压阈值较难满足，延长了第一阶段的定位时间。电流变化较小的峰往往 MPP 右半边电压范围较小， K_V 为 5 时较小的电压阈值容易导致电流变化较小的峰被忽略。由图 14 可知， K_V 为 5 时，第一个峰没有定位出右边界点。

图 14 局部阴影条件下不同 K_V 的右边界定位结果Fig. 14 Location results of right boundaries under PSCs with different K_V 3.4.3 不同 K_D 下 LSA 对应的结果

分别设置 K_D 为 0.01、0.04 和 0.07，对应的仿真结果如图 15 所示。

上述结果在表 6 中进行汇总。由表 6 可知，当 K_D 为 0.01 时，占空比阈值较难满足，延长了第二阶段的收缩时间。较小的 K_D 具有较大的跟踪精度。当 K_D 为 0.07 时，占空比阈值较容易满足，缩短了第二阶段的收缩时间。然而，较大的 K_D 导致各个峰收缩到 MPP 时具有较大的误差，导致跟踪精度

(a) 局部阴影条件下不同 K_D 的功率



(b) 局部阴影条件下不同 K_D 的占空比

图 15 局部阴影条件下不同 K_D 的仿真结果

Fig. 15 Simulation results under PSCs with different K_D

表 6 局部阴影条件下不同 K_D 的仿真结果

Table 6 Simulation results under PSCs of different K_D

K_D	跟踪时间/s	第一阶段跟踪时间/s	跟踪精度/%
0.01	0.61	0.24	99.80
0.04	0.32	0.24	99.74
0.07	0.24	0.24	97.36

低，并且可能造成错误输出的情况。例如图 15(b)中 K_D 等于 0.07 时输出的占空比不是 GMPP 所在的位置。

4 硬件实验

为了验证 LSA 的实际效果，本文在快速控制原型(rapid control prototyping, RCP)实验平台对算法进行了测试。RCP 是一种半物理仿真模式，将虚拟控制器与实际硬件模型结合以便快速测试算法。RCP 实验平台包括光伏电源(CHROMA 62000H)、以 DSP-F28335 为核心的 YXSPACE-SP2000 控制器、主控计算机(MCC)、升压转换器以及负载组成，实物平台如图 16 所示。光伏电源模拟结果如图 17 所示。为了与硬件设备条件相匹配，对仿真中光伏特性曲



图 16 实物平台

Fig. 16 Physical platform

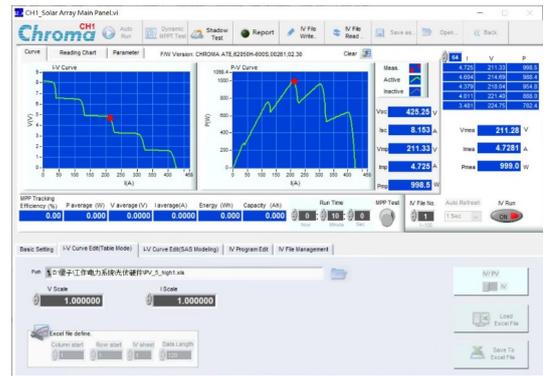
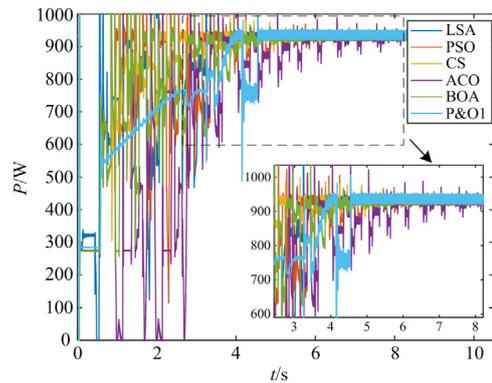


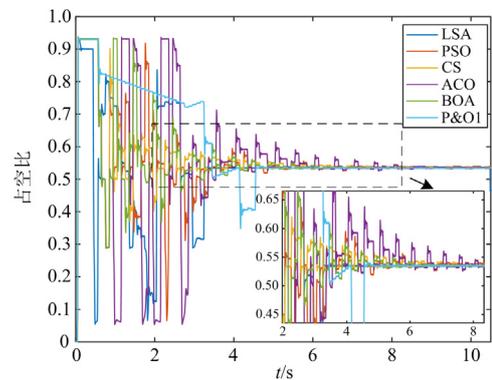
图 17 光伏电源模拟

Fig. 17 Photovoltaic power supply simulation

线的电压和电流进行等比例放大，并维持和仿真中相同形状的峰，MPP 处的功率为 998.5 W。实验中 3 s 开始启动算法，为了适应每次扰动后系统的稳定时间，控制信号扰动频率设定为 1 Hz。实验结果如图 18 所示。由于仿真中所用到的 DDPG 算法在大量的训练数据支持下总能获得好的跟踪效果，需要较长的预训练时间，实验对比意义不大，因此不在实验结果中呈现。



(a) 局部阴影条件下6种算法的功率



(b) 局部阴影条件下6种算法的占空比

图 18 局部阴影条件下实验结果

Fig. 18 Experiment results under PSCs

上述结果在表 7 中进行汇总。

表 7 局部阴影条件下 LSA 与其他算法比较的实验结果

Table 7 Experimental results of LSA compared with other algorithms under PSCs

算法	跟踪时间/s	跟踪精度/%	稳态振荡
LSA	33	99.47	无
PSO	68	98.38	小
CS	52	99.40	小
ACO	77	99.45	小
BOA	50	99.28	小
P&O1	48	99.37	无

由图 18 可知, LSA 在大概 20 s 时占空比由最高值达到最低值, 标志着第一阶段的完成。之后的 21 s 到 27 s、27 s 到 30 s、30 s 到 33 s 分别对应 3 个峰中寻找 LMPP, 结合图 5 可以确定第一阶段定位出了 3 个较高峰, 之后依次找到 3 个峰的 LMPP, 经过比较后最终稳定输出较大的 LMPP 即为 GMPP。从表 7 可以看出, LSA 在实际硬件实验中同样在跟踪速度方面具有突出优势, 并且跟踪精度和稳态振荡方面仍表现较好。

5 结论

本文提出了一种定位收缩法。此算法分为两个阶段。第一阶段提出了一种定位法, 通过自适应采样可以锁定几个主要峰的范围, 避免了不必要的搜索。定位法可以与其他单峰算法结合, 具有较高的扩展性。第二阶段提出了一种三点准则, 以左右边界点以及中点为基准, 结合变边界思想, 不断缩小边界范围, 最终收缩到 MPP 处。第二阶段在与传统 P&O 算法比较中表明了其能够不依赖任何参数以极快的速度找到 MPP 并稳定输出。两个阶段相结合, 大大提高了 MPPT 效率。通过仿真和硬件实验, 结果显示:

1) LSA 的第一阶段所设计的特殊定位法有着较高的拓展性, 能与其他单峰算法结合实现 PSCs 下跟踪 GMPP;

2) LSA 的第二阶段用到的三点准则在 UIC 下具有更快更稳定的跟踪效果, 适应性强;

3) 在 PSCs 下 LSA 与其他多种算法对比, 在跟踪时间、跟踪精度和稳态振荡上都有着突出优势。

LSA 算法的成功应用为 PSCs 下的多峰情况提供了可行的方案, 通过将复杂度高的多峰问题转化为多个单峰问题, 未来定位法或许可以尝试与其他单峰算法结合进行 GMPPT。并且在面对电网的柔性功率点跟踪(flexible power point tracking, MPPT)

中 LSA 算法或许有着好的表现力。

参考文献

- [1] RAM J P, PILLAI D S, GHAS A M Y M, et al. Performance enhancement of solar PV systems applying P&O assisted flower pollination algorithm (FPA)[J]. *Solar Energy*, 2020, 199(2): 214-229.
- [2] 商立群, 李洪波, 侯亚东, 等. 基于 VMD-ISSA- KELM 的短期光伏发电功率预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(21): 138-148.
- [3] SHANG Liqun, LI Hongbo, HOU Yadong, et al. Short-term photovoltaic power generation prediction based on VMD-ISSA-KELM[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(21): 138-148.
- [4] TANG L, WANG X, XU W, et al. Maximum power point tracking strategy for photovoltaic system based on fuzzy information diffusion under partial shading conditions[J]. *Solar Energy*, 2021, 220(3): 523-534.
- [5] NECAIBIA S, KELAIAIA M S, LABAR H, et al. Enhanced autoscaling incremental conductance MPPT method, implemented on low-cost microcontroller and SEPIC converter[J]. *Solar Energy*, 2019, 180(10): 152-168.
- [6] 王龙, 陈卓, 黄文力, 等. 基于秃鹰搜索算法的部分遮蔽条件下光伏阵列重构方法[J]. *电力建设*, 2022, 43(3): 22-30.
- [7] WANG Long, CHEN Zhuo, HUANG Wenli, et al. Bald eagle search based PV array reconfiguration technique under partial shading condition[J]. *Electric Power Construction*, 2022, 43(3): 22-30.
- [8] 王方政, 刘喜泉, 陈滨斐, 等. 基于串联电阻估计的光伏阵列热斑故障诊断方法[J]. *智慧电力*, 2022, 50(10): 61-69.
- [9] WANG Fangzheng, LIU Xiquan, CHEN Zhenfei, et al. Hot spot failure diagnosis method for photovoltaic array based on series resistance estimation[J]. *Smart Power*, 2022, 50(10): 61-69.
- [10] 吴子牛, 孟润泉, 韩肖清. 基于改进多种群遗传算法的光伏阵列多峰值 MPPT 研究[J]. *电网与清洁能源*, 2022, 38(8): 102-109, 120.
- [11] WU Ziniu, MENG Runquan, HAN Xiaoqing. Research on multi-peak MPPT of photovoltaic array based on improved multi-population genetic algorithm[J]. *Power System and Clean Energy*, 2022, 38(8): 102-109, 120.
- [12] 李飞, 王栋, 李博, 等. 改进猎人猎物优化算法的光伏发电 MPPT 控制策略[J]. *电网与清洁能源*, 2023, 39(9): 116-124, 134.
- [13] LI Fei, WANG Dong, LI Bo, et al. The MPPT control

- strategy for photovoltaic based on improved Hunter-Prey optimization algorithm[J]. *Power System and Clean Energy*, 2023, 39(9): 116-124, 134.
- [9] 刘文锋, 李昂. 基于变步长扰动观察法结合改进天牛群优化算法的三步复合光伏最大功率跟踪算法[J]. *热力发电*, 2022, 51(10): 138-144.
LIU Wenfeng, LI Ang. Three-step composite photovoltaic MPPT algorithm based on IP&O-IBSO[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(10): 138-144.
- [10] PADMANABAN S, PRIYADARSHI N, BHASKAR M S, et al. A hybrid ANFIS-ABC based MPPT controller for PV system with anti-islanding grid protection: experimental realization[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(7): 103377-103389.
- [11] DEBRITO M A G, GALOTTO L, SAMPAIO L P, et al. Evaluation of the main MPPT techniques for photovoltaic applications[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(3): 1156-1167.
- [12] ABO-SENNAH M A, EL-DABAH M A, MANSOUR A E B. A comparative study on maximum power point tracking techniques for photovoltaic power systems[J]. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2013, 11(1): 57-73.
- [13] ELGENDY M A, ZAHAWI B, ATKINSON D J. Assessment of perturb and observe MPPT algorithm implementation techniques for PV pumping applications[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2012, 3(1): 21-33.
- [14] ABDELSALAM A K, MASSOUD A M, AHMED S, et al. High-performance adaptive perturb and observe MPPT technique for photovoltaic-based microgrids[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2011, 26(4): 1010-1021.
- [15] SAFARI A, MEKHILEF S. Simulation and hardware implementation of incremental conductance MPPT with direct control method using CUK converter[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(4): 1154-1161.
- [16] HSIEH G, MEMBER S, HSIEH H, et al. Photovoltaic power increment-aided with two-phased tracking[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2013, 28(6): 2895-2911.
- [17] 杨博, 钟林恩, 朱德娜, 等. 部分遮蔽下改进樽海鞘群算法的光伏系统最大功率跟踪[J]. *控制理论与应用*, 2019, 36(3): 339-352.
YANG Bo, ZHONG Lin'en, ZHU Daina, et al. Maximum power tracking of photovoltaic system with improved salp group algorithm under partial shading[J]. *Control Theory and Technology*, 2019, 36(3): 339-352.
- [18] MOBARAK M H, BAUMAN J. A fast parabolic-assumption algorithm for global MPPT of photovoltaic systems under partial shading conditions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(8): 8066-8079.
- [19] BOLLIPO R B, MIKKILI S, BONTHAGORLA P K. Hybrid, optimal, intelligent and classical PV MPPT techniques: a review[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2021, 7(1): 9-33.
- [20] YAP K Y, SARIMUTHU C R, LIM J M Y. Artificial intelligence based MPPT techniques for solar power system: a review[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2022, 8(6):1043-1059.
- [21] LI Jianlin, WU Yiwen, MA Suliang, et al. Analysis of photovoltaic array maximum power point tracking under uniform environment and partial shading condition: a review[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2022, 8(9): 13235-13252.
- [22] AHMED J, SALAM Z. An enhanced adaptive P&O MPPT for fast and efficient tracking under varying environmental conditions[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(3): 1487-1496.
- [23] 卫东, 王央康, 常亚文. 一种基于增量电导法的变步长 MPPT 算法[J]. *太阳能学报*, 2018, 39(5): 1277-1283.
WEI Dong, WANG Yangkang, CHANG Yawen. A variable step MPPT algorithm based on incremental conductance method[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2018, 39(5): 1277-1283.
- [24] JATELY V, BHATTACHARYA S, AZZOPARDI B, et al. Voltage and current reference based MPPT under rapidly changing irradiance and load resistance[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2021, 36(3): 2297-2309.
- [25] 罗茜, 陈卓, 郝正航, 等. 基于新型趋近律的光伏 MPPT 控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(5): 139-153.
LUO Qian, CHEN Zhuo, HAO Zhenghang, et al. MPPT control strategy based on a new reaching law for a photovoltaic power system[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(5): 139-153.
- [26] KIRAN S R, BASHA C H H, SINGH V P, et al. Reduced simulative performance analysis of variable step size ANN based MPPT techniques for partially shaded solar PV systems[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 48875-48889.
- [27] PHAN B C, LAI Y C, LIN C E. A deep reinforcement learning-based MPPT control for PV systems under partial shading condition[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*,

- 2020, 20(11).
- [28] TEY K S, MEKHILEF S, STOJCEVSKI A, et al. Improved differential evolution-based MPPT algorithm using SEPIC for PV systems under partial shading conditions and load variation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10): 4322-4333.
- [29] WASIM M S, AMJAD M, HABIB S, et al. A critical review and performance comparisons of swarm-based optimization algorithms in maximum power point tracking of photovoltaic systems under partial shading conditions[J]. Energy Reports, 2022, 8: 4871-4898.
- [30] 葛双冶, 杨凌帆, 刘倩, 等. 基于改进 CPSO 的动态阴影环境下光伏 MPPT 仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 151-157.
GE Shuangye, YANG Lingfan, LIU Qian, et al. Research on photovoltaic MPPT simulation under dynamic shadow environment based on modified CPSO[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 151-157.
- [31] 商立群, 李帆. 基于自适应布谷鸟搜索和扰动观察法的光伏最大功率点跟踪[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8): 99-108.
SHANG Liqun, LI Fan. PV power point tracking based on adaptive cuckoo search and perturbation observation method[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 99-108.
- [32] 赵帅旗, 肖辉, 刘忠兵, 等. 基于 CSA-IP&O 的局部遮阴下光伏最大功率点追踪[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 26-32.
ZHAO Shuaiqi, XIAO Hui, LIU Zhongbing, et al. Photovoltaic maximum power point tracking under partial shading based on CSA-IP&O[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 26-32.
- [33] 胡依林, 成奎, 杨博. 阴影条件下基于集体智慧的光伏系统最大功率跟踪[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24): 78-87.
HU Yilin, CHENG Kui, YANG Bo. Collective intelligence-based maximum power point tracking of PV systems under partial shading condition[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(24): 78-87.
- [34] SHAMS I, MEKHILEF S, TEY K S. Maximum power point tracking using modified butterfly optimization algorithm for partial shading, uniform shading, and fast varying load conditions[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(5): 5569-5581.
- [35] ABDULKADIR M, YATIM A H M. Hybrid maximum power point tracking technique based on PSO and incremental conductance[C] // 2014 IEEE conference on Energy Conversion (CENCON), October 13-14, 2014, Johor Bahru, Malaysia: 271-276.
- [36] ELTAMALY A M, FARH H M H. Dynamic global maximum power point tracking of the PV systems under variant partial shading using hybrid GWO-FLC[J]. Solar Energy, 2019, 177(10): 306-316.
- [37] CHOUKSEY A, AWASTHI S, SINGH S K. Fuzzy cognitive network-based maximum power point tracking using a self-tuned adaptive gain scheduled fuzzy proportional integral derivative controller and improved artificial neural network-based particle swarm optimization[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2020, 381(2): 26-50.
- [38] GUPTA D, KUMARI N, SAMADHIYA A. Photovoltaic modeling using single diode model in MATLAB[C] // 2020 IEEE International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON), October 2-4, 2020, Greater Noida, India: 734-739.

收稿日期: 2023-06-05; 修回日期: 2023-09-11

作者简介:

高放(1983—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统优化与控制、量子人工智能在电力系统应用; E-mail: fgao@gxu.edu.cn

胡嵘昭(1999—), 男, 硕士, 主要研究方向为电力系统优化控制与启发式算法; E-mail: 2112391017@st.gxu.edu.cn

曹会彬(1980—), 男, 通信作者, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为多维力感知、信号处理和机器人控制。E-mail: hbcao@iim.ac.cn

(编辑 魏小丽)