

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190348

基于并行组合进化算法的光伏阵列最大功率点追踪

朱梓嘉¹, 肖辉¹, 赵帅旗¹, 刘忠兵²

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 湖南大学土木工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对光伏阵列在局部遮阴时功率的多峰输出, 提出了一种新型并行组合进化算法(GA-DE-PSO), 解决了传统采用的单一进化算法以及单一改进算法追踪最大功率时的不稳定性和精确性不足的缺点。该方法将所有的可行解个体随机分为两个子种群, 并行采用向量的差分进化模式和染色体的遗传模式, 产生新型个体和备选个体。再通过粒子群算法进行混合选择, 得到更为有效的可行域的指导信息, 从而更快速地收敛到最优解, 实现最大功率点追踪。仿真结果表明, 组合算法保留了三种进化算法的优点, 具有较高的寻优精度与稳定性。

关键词: 局部遮阴; 最大功率点追踪; 粒子群算法; 差分进化算法; 遗传算法; 全局寻优

Maximum power point tracking of photovoltaic array based on parallel combination evolutionary algorithm

ZHU Zijia¹, XIAO Hui¹, ZHAO Shuaiqi¹, LIU Zhongbing²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the multi-peak output of photovoltaic arrays in partial shading, this paper proposes a new parallel combination evolutionary algorithm (GA-DE-PSO), which solves the disadvantages of instability and lack of precision of traditional single evolutionary algorithm to track the maximum power. The method randomly divides all feasible solution individuals into two sub-populations, and uses the differential evolution model of vectors and the genetic model of chromosomes to generate new individuals and candidate individuals. Then through the particle swarm algorithm for hybrid selection, the guidance information of the more effective feasible domain is obtained, so as to converge to the best advantage more quickly and achieve maximum power point tracking. The simulation results show that the combination algorithm retains the advantages of three evolutionary algorithms and has high precision and stability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51708194) and Key Research Project of Hunan Provincial Department of Education (No. 18A120).

Key words: partial shadow; maximum power point tracking; particle swarm optimization; differential evolution algorithm; genetic algorithm; global optimization

0 引言

能源是推动社会发展的主要动力, 但是在如今能源危机与环境污染日益严重的今天, 寻求新能源并最大程度地利用新能源以促进国家社会发展显得尤为重要。而太阳能作为一种清洁性、无限性高的能源, 各个国家和地区都对光伏发电技术进行了深入的研究, 实现太阳能的最大利用率。提升利用率

的方法可分为算法和硬件两种方式。算法方式是指控制全局最优点(GMPP)的算法, 硬件方法主要是以改变阵列的传统连接方式来实现遮阴下的太阳能的最大化利用, 其中, 最大功率点跟踪(MPPT)技术是当今最大化利用太阳能的主要途径^[1-2]。

在现实生活中, 灰尘、周围建筑物的遮挡以及阳光的照射角度都可能导致 PV 阵列的部分遮挡。此时光伏阵列会出现热斑效应^[3], 对整个光伏系统造成损害。解决方案通常采用并联旁路二极管。一般来说, 带有旁路二极管的光伏阵列输出将会更加复杂, 输出不再只有一个极值点值, 但是全局最优

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51708194); 湖南省教育厅科学研究重点项目(18A120)

点仍然只有一个,此时传统的 MPPT 算法在多峰值优化输出全局最优点时可能会失效^[4]。为了解决部分遮阴的多峰输出问题以最大化提取功率,一般采用对传统 MPPT 算法进行改进。文献[5]提出了一种快速寻优方法,即对 PV 曲线进行分段,确定局部最优点存在的分段,再结合优化的增量电导法,收敛到全局最优点。该方法的缺点是在系统追踪到最大功率点并达到稳态时存在功率振荡。文献[6]对粒子群算法进行优化,提出将粒子初始位置随机分散,并位于可能的峰值点电压处。但该方法动态响应速度较慢,并存在一定的功率损耗。文献[7]提出了一种遗传优化算法,将种群经过遗传算法寻到局部最优区域时再采用二分法确定最优解,能较快地追踪到全局最优点,但是并未讨论阴影的突变和渐变两种情况,只对突变情况进行了讨论。文献[8]提出了一种差分进化算法用于最大功率点跟踪,但是差分进化算法在追踪全局最优点时收敛速度较慢。文献[9]在建立 DC-DC 变换器模型的基础上设计滑模控制器,得出控制函数,并通过李雅普诺夫方法进行稳定性和存在性分析。当周围环境出现变化时该算法可以较快地启动,追踪到光伏电池的最大功率点,响应时间较短,但是该方法只针对单个的光伏电池,并未对光伏阵列进行讨论。

文献[10-16]分别提出了多种 MPPT 算法,多采用对单一算法的改进或者多个算法的改进融合,对于算法的创新型改进大都进入瓶颈期,因此作为工科领域研究方向,本文提出了一种新型混合并行算法。该算法的创新点在于,在并行的子空间中使用多个进化算法,有效地解决了单个进化算法在求解的过程中,进化代数的逐步增加导致的种群多样性逐步减小、过早收敛到局部极值点的问题。文献[17-19]分别提及了对遗传算法、差分进化算法和 PSO 算法单个进化算法的改进。但是单个进化算法在复杂遮阴情况下均存在一定的缺陷,因为对于依靠种群差异来进行进化的单一进化算法而言,迭代次数的增加会导致种群之间的差异减少,其算法的性能在进化的过程中也会变差。因此在本文中,通过研究 GA、PSO、DE 更新迭代模型及其步骤,结合这三种算法更新替代的模式。首先在两个独立并行的子环中采用 GA 和 DE,产生优势种群与备选种群,再将两者生成的子种群通过 PSO 进行混合选择,提出了将混合并行算法^[20]应用到光伏系统的 MPPT 中。混合并行算法不仅保留了每个子种群各自的运动模型,而且实现了不同进化方式之间的优势互补,相比于单一的寻优技术,并行进化模型可以更好地实现在不同辐照强度下全局最优值的追踪

控制。基于多种算法的组合^[21-22]提出了多种方法将多个单一的算法进行组合,并最终输出最优结果,大部分的组合算法均采用加权等重构形式。仿真模型在 Matlab/Simulink 中搭建。

1 部分遮阴下光伏阵列输出特性分析

1.1 光伏电池工作原理

光伏电池的工作原理可以等效于图 1 所示的电路。

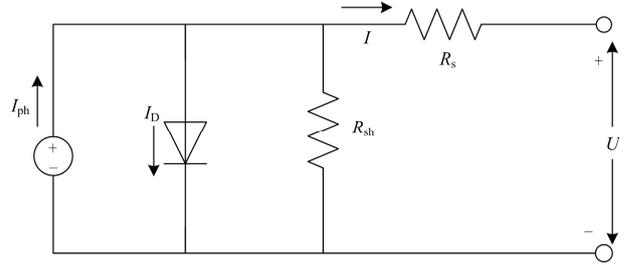


图 1 光伏电池等效电路图

Fig. 1 Photovoltaic cell circuit diagram

其中: I_{ph} 为单块光伏电池的输出电流; I_D 为二极管反向饱和电流; R_{sh} 为并联电阻; R_s 为串联电阻; I 为输出电流; U 为输出电压。数学模型表达式为

$$I = n_p I_{ph} - n_p I_D \left\{ \exp \left[\frac{1}{n_s} \cdot \frac{q(U + R_s I)}{nKT} \right] - 1 \right\} - n_p \cdot \frac{U + R_s I}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中: q 为电荷量,大小为 1.6029×10^{-19} ; K 是玻尔兹曼常数, $K = 1.3819 \times 10^{-23}$ J/K; U 为空载电压; n 为二极管拟合系数; n_p 、 n_s 分别为光伏电池并、串联个数。

1.2 光伏阵列部分遮阴与功率极值点的关系

部分阴影下的 PV 阵列功率输出特性呈现多峰状态。本节讨论阴影状况与输出功率极值点个数之间的关联。设置了一个 4×1 的光伏阵列,光伏电池参数为: $V_{oc} = 36.8$ V、 $I_{sc} = 8.83$ A、 $P_m = 249$ W、 $V_m = 30$ V、 $I_m = 8.3$ A,以上参数均为标准测试条件下($T = 25^\circ\text{C}$ 、 $S = 1000$ W/m²)的数据。分析在部分阴影下,多个光照幅度输入与 PV 阵列输出的多个功率极值点之间的联系。在 Matlab/Simulink 中搭建光伏板串联模型,如图 2 所示。

设置输入三种不同光照强度,在标准情况 $T = 25^\circ\text{C}$ 时分别为 $S_1 = 1000$ W/m²、 $S_1 = 800$ W/m²、 $S_1 = 400$ W/m²,作为对各个光伏板辐照强度的输入,代表每个光伏板上此时的光照强度,以此模拟光伏阵列的部分阴影状况。输出特性曲线如图 3 所示。

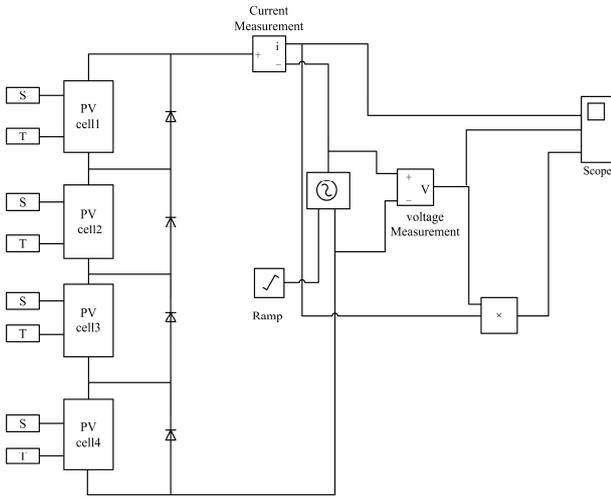


图2 局部阴影下的功率输出仿真模型

Fig. 2 Power output simulation model under partial shading

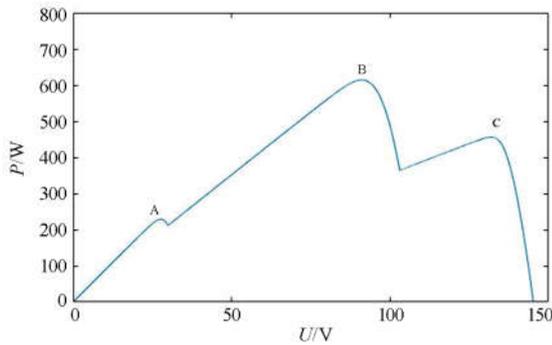


图3 光伏阵列输出 PV 曲线

Fig. 3 PV array output PV curve

从图3中可以看出, 光伏阵列在三种不同辐照强度下具有三个极值点A、B、C, 其中B点为全局功率最大点, $P_A = 206 \text{ W}$, $P_B = 567 \text{ W}$, $P_C = 427 \text{ W}$ 。根据上述分析, 三个不同的辐照强度作为输入量, 光伏阵列输出三个不同的功率极值点, 因此可以通过将不同光照幅度作为输入量来模拟部分阴影。该仿真结果表明几种不同的光照强度输入可以产生相应的几个极值点, 因此可以通过将不同光照幅度作为输入量来模拟部分阴影。

2 混合进化算法

2.1 差分进化算法

差分进化算法(Differential Evolution Algorithm, DE)是一种高效的全局优化算法, 是将种群中的向量作为寻优个体, 利用向量之间的加减、缩放以及互换信息来进行种群的更新。不断生成新的子代, 通过适应度选择最后向最优值收敛。该算法的基本思想是: 从随机生成的初始种群开始, 通过交叉变

异不同个体所携带的信息以产生新的种群, 比较变异产生的新种群与原始种群中相应个体的适应度, 将优势向量保存到种群中, 将劣势向量淘汰。引导搜索向最优解逼近。主要由以下几个步骤组成。

(1) 随机产生初始种群。DE算法可产生 N 个可行解的初始种群。每个可行解 $x_i (i=1, 2, \dots, N)$ 用一个 D 维向量来表示, 即 $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)^T$ 。每个可行解都可用以下公式得出: $x_{ij} = x_{\min,j} + \text{rand}[0,1](x_{\max,j} - x_{\min,j})$ 。式中: $i \in (1, 2, \dots, N)$, $j \in (1, 2, \dots, D)$; $x_{\max,j}$ 、 $x_{\min,j}$ 分别为 x 取值的上下界。

(2) 变异操作。将种群中的每个个体初始化成不同的向量, 随机选取多个不同的向量, 通过向量之间的加减缩放运算, 得到区别于初始种群的变异个体, 实现可行域中不同区域的优化, 变异操作具体可表示为

$$V_i(t+1) = X_{r1}(t) + F \cdot (X_{r2}(t) - X_{r3}(t))$$

式中: $i \in (1, 2, \dots, N)$, $V_i(t+1)$ 为变异个体; F 为缩放因子; $r1, r2, r3 \in [1, N]$, 并且 $r1 \neq r2 \neq r3$ 。

(3) 交叉操作。DE算法为了提高种群的多样性, 交换变异向量 V_i 和目标向量 X_i 之间的部分信息, 生成新型的备选个体。在备选个体中同时保留了变异个体与原个体两者之间的信息, 具体操作可表示为

$$\begin{cases} \text{if } \text{rand}[0,1] \leq CR \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ u_{ij} = v_{ij} \\ \text{otherwise } u_{ij} = x_{ij} \end{cases} \quad (2)$$

式中: CR 为交叉概率; u_{ij} 为备选个体, 是变异向量与目标向量交叉重组后形成的新的变量组。

(4) 选择操作。通过比较原向量与目标向量之间的适应值, 选择具有更高适应值的个体保留, 生成由适应值较高的个体组成的子代, 完成种群的更新迭代。

差分进化算法的流程图如图4所示。首先, 确定所有的可行解以构成初始群体, 通过浮点向量用于对种群进行编码, 并根据具体问题构造适应度函数, 计算适应值。通过交叉与变异算子创造新的种群, 增加种群多样性, 然后继续选择以找到种群中的最优解。

2.2 基本遗传算法

遗传算法模拟了染色体中信息在父代与子代之间的传递过程, 种群的性状由遗传信息决定, 通过自然选择, 具有较高适应值的个体被保留为优势个体, 将其遗传信息传至下一代, 适应值较低的个体被淘汰, 在信息的更新操作中, 不同位置的遗传信息

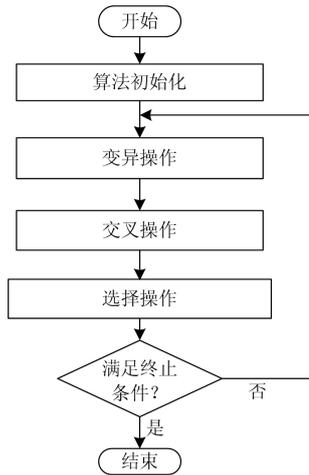


图 4 差分进化算法流程图

Fig. 4 Differential evolution algorithm flow chart

彼此交换以形成具有新型搜索模式的染色体。当父代个体将染色体上的信息复制给下一代时，由于外界环境的变化以及自身的原因，遗传信息将发生变异，子代与父代的信息不完全相同，具有较大的差异性。通过计算原始与新型染色体的环境适应值，筛选优良的遗传基因进入到后续的进化流程中。具体的操作步骤如下所示。

(1) 初始化操作

将阵列中的电压值看作种群中的每个个体，对种群中的个体进行二进制的编码，染色体通过 0 或 1 来传递信息。

(2) 交叉操作

随机选取种群中的两个个体，交换染色体上的部分信息，交叉获得的新个体与原个体在遗传信息的组成方式上显著不同。其中交叉算子的信息交换方式可分为单点和双点两种模式。单点信息交换模式，表示在遗传信息整个片段上任意选择信息点，并替换该点的遗传信息以生成新的基因组。

(3) 变异操作

当父代个体在将染色体上携带的信息复制到子代个体的过程中，父代个体上的某点信息发生基因突变，突变后的染色体与原始染色体上的信息组合方式不相同，遗传信息经过突变后产生了新型基因，生成了新型个体。

(4) 选择操作

在基本 GA 中，通常采用“轮盘赌”的方式来决定当前个体是否进入到下一次迭代更新中，根据种群中个体的适应值大小，将单个与整体适应值的比值当作该个体保存至未来遗传迭代更新过程中的几率。

基本遗传算法通过更新操作产生子代，并且加入了交叉与变异算子增加了种群的多样性，使个体能够以较快的速度收敛到局部最优解。遗传算法流程图如图 5 所示。

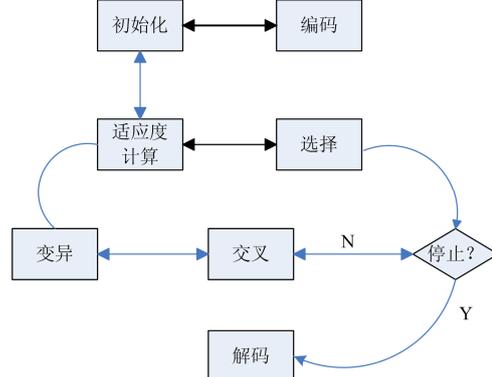


图 5 遗传算法流程图

Fig. 5 Genetic algorithm flow chart

2.3 粒子群算法

粒子群算法是以当前最优值为基准从而寻找全局最优值，是一种并行算法。公式为

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_{best,i} - x_i^k) + c_2 r_2 (g_{best} - x_i^k) \quad (3)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (4)$$

式中： v_i^k 、 v_i^{k+1} 分别为第 i 个粒子 k 时刻、 $k+1$ 时刻的速度； ω 为粒子的惯性权重； c_1 、 c_2 为学习因子； r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数； $p_{best,i}$ 为第 i 个粒子的最优解； x_i^k 、 x_i^{k+1} 分别为第 i 个粒子 k 时刻、 $k+1$ 时刻的位置； g_{best} 为种群最优解。

由上述公式可知，首先确定粒子的目前状态，再通过粒子的自我认知，使粒子向自身曾经发现过的最优解的位置移动。然后通过粒子群之间的信息共享与协作，最后实现输出全局最优解 g_{best} 。其中局部与全局的最优解的更新基于以下公式：

$$\begin{cases} \text{if } f(p_{best,i}) < f(x_i^k), p_{best,i} = x_i^k & \text{else} \\ p_{best,i} = p_{best,i} \\ \text{if } f(g_{best}) < f(x_i^k), g_{best} = x_i^k & \text{else} \\ g_{best} = g_{best} \end{cases} \quad (5)$$

PSO 算法流程图如图 6 所示。

2.4 不同进化算法的结合

单个的进化算法仅采用一种进化模式，在复杂问题中无法具有较好的收敛到最优的效果。根据上述分析，GA、PSO 与 DE 算法具有不同的寻优方式。为了在局部阴影下更快实现最大功率点追踪，本文将上述三种方法(GA、DE、PSO)进行组合，与现有对进化算法具体数学模型的改进方式不同，本

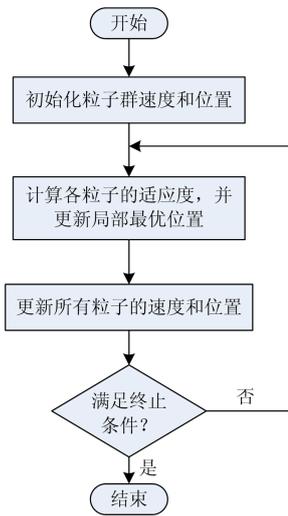


图 6 粒子群算法流程图

Fig. 6 PSO algorithm flow chart

文采用的混合算法采用在子种群中通过并行进化模式, 实现个体在并行的两个相同规模的种群中, 采用两种并行进化选择方式。不仅保持了个体对于全局范围的随机搜索能力, 使种群能尽快地向优势个体存在的邻域靠近, 提高了寻优精度。而且个体通过自我学习以及获得种群的整体寻优经验, 防止出现“进化停滞”的现象, 增强了群体的迭代更新效率。并且, 本文所结合的三种进化算法采用的是并行进化模式, 不会增加种群进化的时间, 降低算法的效率, 其具体操作步骤如下。

(1) 预定义初始化

将所有的可行解作为单独个体构成原有种群, 对种群进行初始化。将其随机地一分为二, 分为两个互不影响的寻优空间。

(2) 分别采用 GA 算法和 DE 算法进行寻优

在两个互不影响的寻优空间中, 其中一部分个体采用 GA 算法, 通过个体携带的信息进行交叉与变异, 传递各个个体之间的信息, 传递给子代, 生成下一代种群, 产生新型个体; 另一部分个体以差分向量的形式在空间中进行变异产生新的信息, 再通过交叉操作, 更新个体信息, 产生新的备选子代。

(3) 比较 GA 算法产生的新型个体与 DE 算法产生的备选子代, 根据其适应值, 选择优势个体作为中间子代, 采用 PSO 模型进行迭代选择操作, 生成新型粒子, 通过比较与个体最优值、种群最优值的大小, 将优势个体替换劣势个体的适应值, 从而不断地向每一代种群最优值靠近。

(4) 判断是否满足终止条件

算法的可行性与有效性与其迭代次数有着至

关重要的联系。如果迭代次数过少, 将会导致光伏系统在有效时间内难以追踪到最优点, 而迭代次数过多, 这将导致系统追踪到全局最优点之后继续迭代, 造成输出功率的波动。因此本文设置如下终止条件: 当个体之间的最大电压差小于 $0.5\%U_{oc}$ 时, 退出迭代并输出最大功率。混合算法的流程图如图 7 所示。

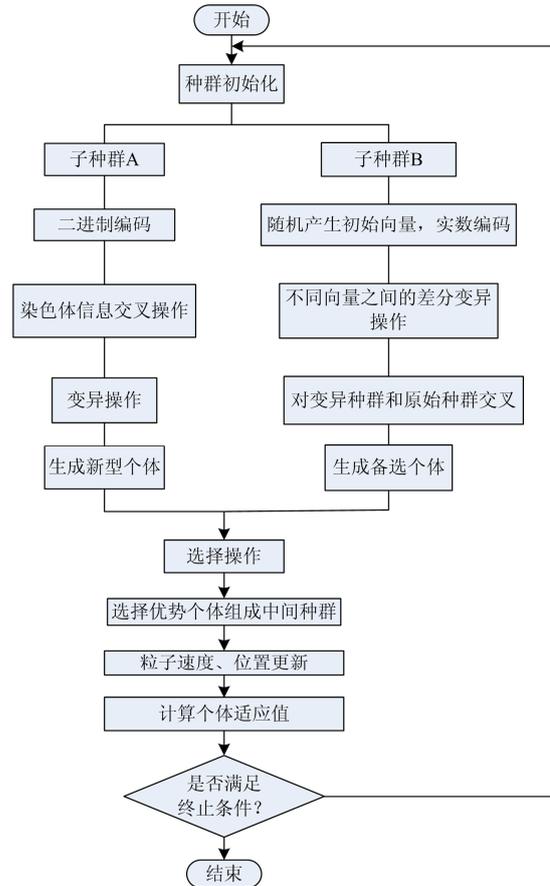


图 7 本文所采用混合算法流程图

Fig. 7 Hybrid algorithm flow chart

2.5 混合进化算法在 MPPT 中的应用

将上述混合并行算法应用到光伏系统中, 输入端为太阳能的光照幅度 G 、温度 T , 输出端为对应于光伏系统 GMPP 可预测的电压与电流值。

将局部阴影下光伏阵列每个时刻输出的电压值均看成个体组成种群, 将原始种群随机一分为二, 分为 A、B 两个子种群, 并行采用 DE 算法和 GA 算法, 其中 DE 算法采用向量之间的差分差异来找到局部最优点, GA 算法采用对各个个体所携带的染色体信息进行交叉变异与选择找到最优点, 形成备选种群。再将生成的两个备选种群混合进行选择, 选择种群中的最优值形成优势种群。把优势种群中的各个个体看作各个粒子、适应度函数看作个体在

光伏系统中当前的功率值，通过连续迭代更新每个粒子的速度和位置，最后输出全局最优点 g_{best} ，即 GMPP 对应的电压。

在本文搭建的系统中，采用的是 Boost 电路。追踪最大功率点的具体过程是混合算法中最终输出的当前粒子位置，将其看作给定电压，与 PV 阵列实际工作电压作比较，PWM 脉冲信号模块调节占空比，使得 PV 阵列的实际工作电压与粒子当前位置吻合，最终实现 MPPT。

在实际过程中，产生局部遮阴的过程分为突变和渐变两种，因此光伏系统需要识别这两种变化过程，通过不同的操作追踪到最大功率点。在遮阴情况发生突变时，输出功率会出现急速跌落状况，此时可以通过检测即时的功率差来决定是否启用混合并行算法，及时追踪最大功率；在遮阴情况发生渐变时，输出功率会随着光照强度的变化而发生缓慢变化，因此通过检测系统功率差从而判断是否需要启动算法的办法会失效，因此定时启动混合算法，确保光伏系统能及时跟踪到 GMPP 是十分有必要的。

3 仿真验证

图 8 所示为光伏系统在 Matlab/Simulink 中搭建的仿真模型，由光伏电池阵列、DC-DC boost 电路、负载、PWM 模块、MPPT 控制模块组成。将上述混合并行算法应用到其中的控制模块(GA-DE-PSO)。

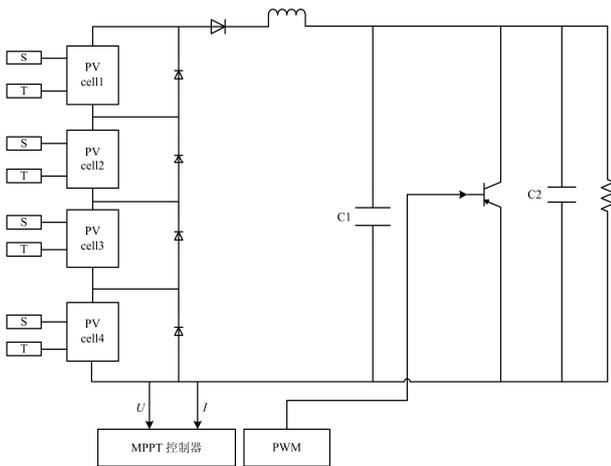


图 8 系统结构原理图

Fig. 8 System structure schematic

本文构建的光伏系统模型为 4×1 光伏电池串联组成的光伏阵列，单个光伏电池模块均采用 TP250MBZ 型号，最大功率 $P_{max} = 249 \text{ W}$ ，开路电压 $U_{oc} = 36.8 \text{ V}$ ，短路电流 $I_{sc} = 8.83 \text{ A}$ 。本文运用的仿真算法参数设置如表 1 所示，DE 算法采用的

变异模式为 $DE/rand/1$ 。

表 1 GA-DE-PSO 算法参数

Table 1 GA-DE-PSO algorithm parameter

参数	数值
(GA)变异参数 ρ	0.1
交叉概率 C_r	0.6
(DE)缩放因子 F	0.9
交叉概率 CR	0.2
(PSO)惯性权重 ω	0.8
加速因子 c_1, c_2	1.3

本文设置了三种遮阴情况，通过对光伏阵列不同的光伏模块输入不同的光照强度，模拟局部阴影，检验 GA-DE-PSO 算法的可行性。其中设置标准温度 $T = 25^\circ\text{C}$ ，标准光照强度为 1000 W/m^2 。

3.1 GA-DE-PSO 在无遮阴情况下的应用

无遮阴情况下功率输出曲线如图 9 所示，此时的光照强度为 $[1000, 1000, 1000, 1000]$ 。从图 9 可以看出，光伏系统的最大功率为 995.8 W ，对应最大功率点的电压为 119.5 V ，通过混合并行进化算法后的仿真图如图 10 所示，从图 10 可以看出，经过 0.82 s ，系统跟踪到最大功率点 ($119.1 \text{ V}, 991.2 \text{ W}$)，相对误差小于 0.05% ，仿真结果与输出结果相符。

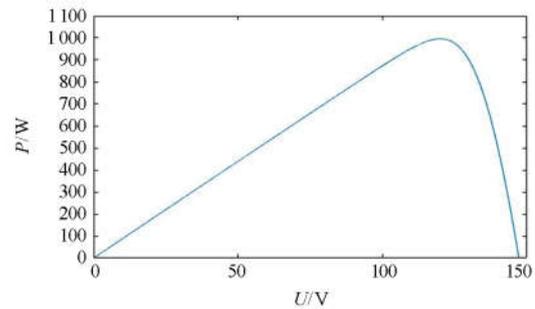
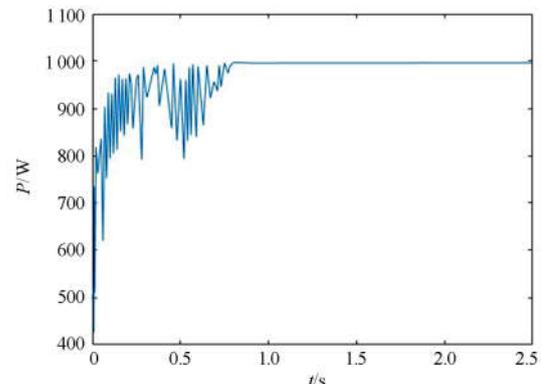
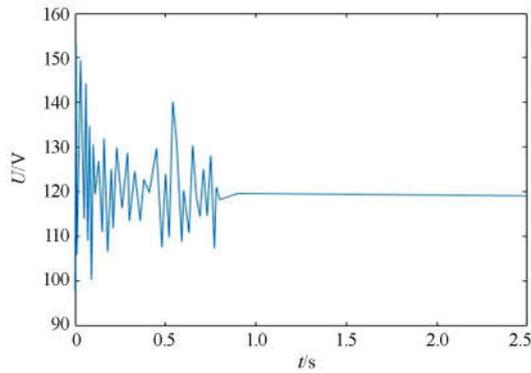


图 9 无遮阴情况下光伏系统 P-V 曲线

Fig. 9 PV system P-V curve without shading



(a) 功率输出曲线



(b) 电压输出曲线

图 10 无遮阴情况下阵列功率与电压曲线

Fig. 10 PV array power and voltage curves without shading

3.2 GA-DE-PSO 在遮阴情况下的应用

输入光照强度 $S=[1000\ 800\ 800\ 400]$, 由图 11 可以看出, 此时光伏系统的最大功率为 614.4 W, 对应的最大功率点的电压为 90.96 V。从图 12 可以看出, 经过 0.49 s, 系统追踪到了最大功率点 (90.23 V, 613.8 W) 并稳定输出, 相对误差小于 0.05%, 仿真结果与输出结果相符。

3.3 GA-DE-PSO 在渐变和突变遮阴情况下的应用

图 10 和图 12 只证明了在阴影状况稳定下, GA-DE-PSO 算法的有效性。但是在实际应用中, 外部

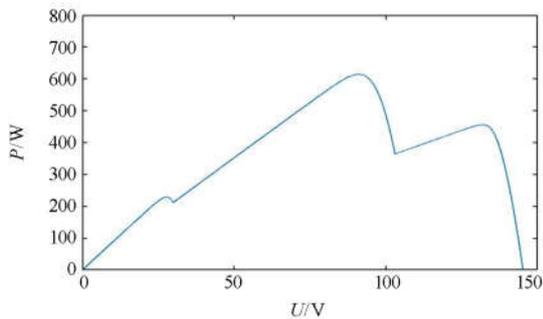
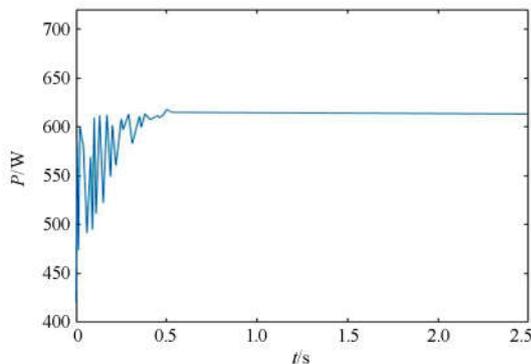
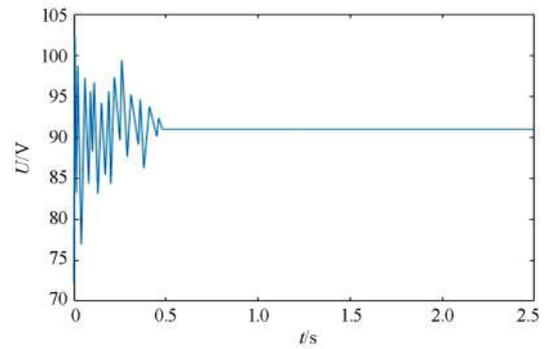


图 11 局部遮阴情况 1 下光伏系统 P-V 曲线

Fig. 11 Photovoltaic system P-V curve under partial shading case 1



(a) 功率输出曲线



(b) 电压输出曲线

图 12 局部遮阴情况 1 下阵列功率与电压曲线

Fig. 12 Array power and voltage curve under partial shading case 1

条件不断变化, 所以需要考虑当阴影条件改变时, GA-DE-PSO 算法在追踪 GMPP 是否仍然具有准确性和稳定性。图 13 给出的是另一种阴影状况下阵列的 $P-V$ 曲线, 此时的阴影状况为 $S=[1000\ 800\ 600\ 400]$ 。

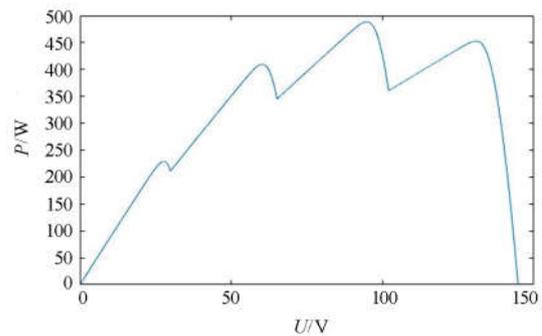


图 13 局部遮阴情况 2 下光伏系统 P-V 曲线

Fig. 13 Photovoltaic system P-V curve under partial shading case 2

图 14 给出的是光伏阵列从局部遮阴情况一突变到局部遮阴情况二时基于 GA-DE-PSO 的最大功率追踪仿真波形。由图 12(a)可知, 阵列在局部遮阴情况一时经历 0.49 s 追踪到最大功率, 稳定输出。本文假定在 1.5 s 时发生突变, 阵列从遮阴情况一突变到遮阴情况二, 功率从 614.4 W 瞬时跌落到 488.8 W。当系统检测到此变化时, 在短暂延迟之后, 混行算法被启用以重新对阵列进行最大功率点追踪, 经过 0.23 s 后, 追踪到新的最大功率点。

图 15 显示了光伏阵列从阴影情况一渐变到阴影情况二时, 基于 GA-DE-PSO 算法的最大功率追踪仿真波形。在本文中, 在 $t=1.5\text{ s}$ 时阵列从阴影情况一经 0.2 s 逐渐变化到阴影情况二, PV 阵列的输出特性曲线开始发生变化, 但由于功率变化幅度较

小，算法无法通过比较功率差来开始检测，所以在 1.5~1.7 s 这段时间内，GA-DE-PSO 算法并未启用；在 1.7 s 时，算法定时启用，开始追踪最大功率点，经过 0.25 s，追踪到新的最大功率点。

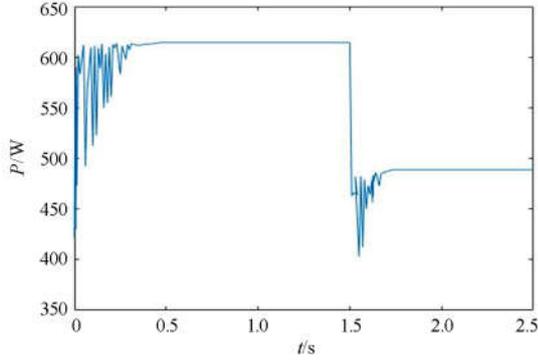


图 14 从阴影一突变到阴影二时的功率跟踪波形
Fig. 14 Power tracking waveform sudden change from shadow 1 to shadow 2

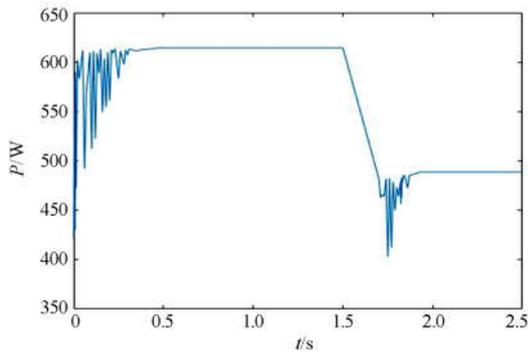


图 15 从阴影一渐变到阴影二时的功率跟踪波形
Fig. 15 Power tracking waveform gradual change from shadow 1 to shadow 2

4 实验验证

通过理论分析，将 GA-DE-PSO 组合算法写入 DSP 芯片中，构成 MPPT 控制器，搭建实验平台，将光伏阵列在局部阴影下输出的电压、电流与功率作为信号源通过 DSP 芯片，利用安捷伦数字采集器得到输出功率，验证组合算法的有效性。

图 16 为自行搭建的实验平台示意图。本实验在室内完成，每个单独的光伏组件都互相独立隔开，光伏板垂直放置，将氙灯作为太阳光的模拟光源，在光源右方放置晶奥单晶硅光伏组件，尺寸为 400 mm×300 mm，采用调光器确定辐照度的强度，通过安捷伦数字采集器读取输出功率值。具体试验所用器材及功能如表 2 所示。

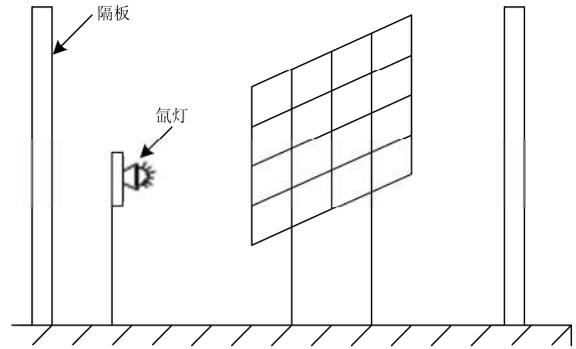


图 16 实验台示意图

Fig. 16 Test equipment model

表 2 实验设备说明

Table 2 Testing equipment illustration

名称	功能
安捷伦数字采集器	采集短路电流、开路电压、输出功率
TES-132 太阳能辐射仪	测定光照幅度
灯光强度调节器	调节入射光强度大小

将如图 16 所示的 4 个实验模块串联，通过写入组合算法的 DSP 芯片实现 MPPT，通过安捷伦数字采集器得到其输出功率值，与仿真值进行对比。图 17 给出的是不同阴影状况下的仿真值与实验值的对比分析。本实验设置的局部阴影范围是通过调节模拟光源的辐照度，使其满足如表 3 所示的阴影状况。

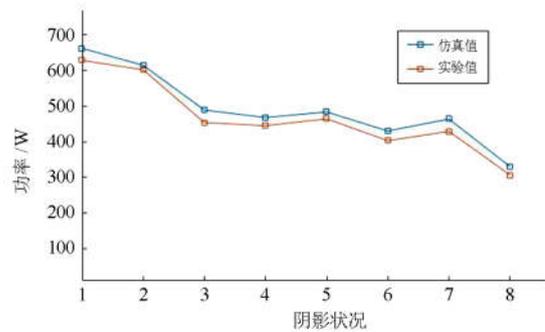


图 17 仿真值与实验值对比分析

Fig. 17 Comparison of simulated and experimental values

表 3 阴影状况

Table 3 Testing equipment illustration

阴影状况	辐照度
一	[1000,800,800,600]
二	[1000,800,800,400]
三	[1000,800,600,400]
四	[1000,600,600,400]
五	[800,800,600,400]
六	[800,600,400,400]
七	[800,600,600,400]
八	[600,400,400,300]

5 结论

本文提出了一种基于遗传算法、差分算法和粒子群算法的混合并行算法(GA-DE-PSO)。该算法在两个独立的子种群中并行应用两种进化算法, 搜索子代中的最优值使其能够适用于多峰值的光伏系统, 将输出的每个功率值作为个体, 分别进行 GA 和 DE 操作, 提高了种群的自适应性。同时, 对中间种群采用速度与位置更新操作, 个体能够通过自学习提高在可行域的指导性, 从而能更快速、更精确地输出 GMPP。这种算法的并行结合方式既保留了每种进化模式的特性, 融合了不同种群更新的特点, 又不会增加进化的复杂度与操作时间。通过在 Matlab/Simulink 中建立的光伏系统模型进行混合并行算法的仿真, 验证了本文提出的混合并行进化算法在遮阴情况不变和遮阴动态变化中均具有较好的寻优效果, 其次对于阴影变化也讨论了突变和渐变两种情况。通过仿真验证本文提出的混合算法均能对光伏系统的最大功率点有良好的追踪效果。

参考文献

- [1] 周元贵, 陈启卷, 何昌炎, 等. 局部阴影下光伏阵列建模及多峰值 MPPT 控制[J]. 太阳能学报, 2016, 37(10): 2484-2490.
ZHOU Yuangui, CHEN Qijuan, HE Changyan, et al. Photovoltaic array modeling and multi-peak MPPT control under local shadow[J]. Solar Energy, 2016, 37(10): 2484-2490.
- [2] PUTRI R I, WIBOWO S, RIFA'I M. Maximum power point tracking for photovoltaic using incremental conductance method[J]. Energy Procedia, 2015, 68: 22-30.
- [3] 善寿. 阴影条件下光伏系统的失配分析与优化控制研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
SHAN Shou. Research on mismatch analysis and optimization control of photovoltaic system under shadow condition[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016.
- [4] AHMED J, SALAM Z. A critical evaluation on maximum power point tracking methods for partial shading in PV systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 47: 933-953.
- [5] 贾林壮, 陈侃, 李国杰, 等. 局部阴影条件下光伏阵列 MPPT 算法研究[J]. 太阳能学报, 2014, 35(9): 1614-1621.
JIA Linzhuang, CHEN Kan, LI Guojie, et al. Research on photovoltaic array MPPT algorithm under local shadow condition[J]. Solar Energy, 2014, 35(9): 1614-1621.
- [6] 朱艳伟, 石新春, 但扬清, 等. 粒子群优化算法在光伏阵列多峰最大功率点跟踪中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 42-48, 20.
ZHU Yanwei, SHI Xinchun, DAN Yangqing, et al. Application of particle swarm optimization algorithm in multi-peak maximum power point tracking of photovoltaic array[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 42-48, 20.
- [7] ELDAHAB Y E A, SAAD N H, ZEKRY A. Enhancing the tracking techniques for the global maximum power point under partial shading condition[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 73: 1173-1183.
- [8] 简献忠, 严军, 范建鹏, 等. 基于差分进化算法的光伏阵列 MPPT 控制方法[J]. 控制工程, 2014, 21(4): 559-562, 566.
JIAN Xianzhong, YAN Jun, FAN Jianpeng, et al. Photovoltaic array MPPT control method based on differential evolution algorithm[J]. Control Engineering, 2014, 21(4): 559-562, 566.
- [9] 李孝禄, 王鑫, 方晓敏, 等. 基于滑模控制的光伏系统 MPPT 控制策略[J]. 太阳能学报, 2018, 39(10): 2843-2850.
LI Xiaolu, WANG Xin, FANG Xiaomin, et al. Photovoltaic system MPPT control strategy based on sliding mode control[J]. Solar Energy, 2018, 39(10): 2843-2850.
- [10] YANG H. Particle sizing with improved genetic algorithm by ultrasound attenuation spectroscopy[J]. Power Technology, 2016, 304: 20-26.
- [11] 呼忠权. 差分进化算法及其改进[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2013.
HU Zhongquan. Differential evolution algorithm and its improvement[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2013.
- [12] 刘世成, 张建华, 刘宗岐. 并行自适应粒子群算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2012, 36(1): 109-112.
LIU Shicheng, ZHANG Jianhua, LIU Zongqi. Application of parallel adaptive particle swarm optimization in power system reactive power optimization[J]. Power System Technology, 2012, 36(1): 109-112.
- [13] DHALIWAL J S, DHILLON J S. Profit based unit commitment using memetic binary differential evolution algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2019, 81.
- [14] 张雨金, 杨凌帆, 葛双冶, 等. 基于 Kmeans-SVM 的短期光伏发电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(21): 118-124.
ZHANG Yujin, YANG Lingfan, GE Shuangzhi, et al. Short-term photovoltaic power generation prediction based on Kmeans-SVM[J]. Power System Protection and

- Control, 2018, 46(21): 118-124.
- [15] 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 Shuangzhi, YANG Lingfan, LIU Qian, et al. Research on photovoltaic MPPT simulation based on improved shadow environment of improved CPSO[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 151-157.
- [16] 张静, 褚晓红, 黄学安, 等. 一种基于加权马尔科夫链修正的 SVM 光伏出力预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 63-68.
ZHANG Jing, CHU Xiaohong, HUANG Xue'an, et al. A SVM photovoltaic output prediction model based on weighted Markov chain correction[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 63-68.
- [17] 盛四清, 陈玉良, 张晶晶. 基于差分进化人工蜂群算法的光伏最大功率跟踪策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 23-29.
SHENG Siqing, CHEN Yuliang, ZHANG Jingjing. Research on photovoltaic maximum power tracking strategy based on differential evolution artificial bee colony algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 23-29.
- [18] 刘世成, 张建华, 刘宗岐. 并行自适应粒子群算法在电力系统无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2012, 36(1): 109-112.
LIU Shicheng, ZHANG Jianhua, LIU Zongqi. Application of parallel adaptive particle swarm optimization in power system reactive power optimization[J]. Power System Technology, 2012, 36(1): 109-112.
- [19] 胡鹏飞. 差分进化算法的改进及应用研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2017.
HU Pengfei. Improvement and application research of differential evolution algorithm[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2017.
- [20] 缙新科, 马士伟, 陈维铅, 等. 基于遗传算法与模式搜索法组合的 MPPT 技术[J]. 兰州理工大学学报, 2018, 44(1): 91-94.
HOU Xinke, MA Shiwei, CHEN Weiqian, et al. The MPPT technology based on combination of genetic algorithm and pattern search method[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2018, 44(1): 91-94.
- [21] 王昕, 黄柯, 郑益慧, 等. 基于萤火虫算法-广义回归神经网络的光伏发电功率组合预测[J]. 电网技术, 2017, 41(2): 455-461.
WANG Xin, HUANG Ke, ZHENG Yihui, et al. Photovoltaic power combination forecast based on firefly algorithm and generalized regression neural network[J]. Power System Technology, 2017, 41(2): 455-461.
- [22] 何明轩. 一种光伏发电全局最大功率点跟踪控制方法[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2016.
HE Mingxuan. Global maximum power point tracking control method for photovoltaic power generation[D]. Hangzhou: Hangzhou University of Electronic Science and Technology, 2016.

收稿日期: 2019-03-28; 修回日期: 2019-07-04

作者简介:

朱梓嘉(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为光伏发电技术, 电能质量分析与控制; E-mail: 273009578@qq.com

肖辉(1975—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电能质量分析与控制、光伏发电技术等;

赵帅旗(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电能质量分析与控制、光伏发电技术。

(编辑 魏小丽)