

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314795

基于 NACS-PSO 算法的光伏系统 MPPT 控制研究^{*}白小惠¹ 莫恩特¹ 范松海^{2,3} 徐琳^{2,3} 熊嘉宇^{2,3}(1. 四川大学电气工程学院 成都 610065; 2. 国网四川省电力公司电力科学研究院 成都 610000;
3. 电力物联网四川省重点实验室 成都 610000)

摘要: 对于局部遮阴下的光伏阵列,传统的最大功率点跟踪算法收敛速度慢、精度差、功率波动大且容易陷入局部最优。为此,提出一种基于新型自适应布谷鸟算法与粒子群算法相结合的复合算法。该方法在布谷鸟算法中引入自适应发现概率和自适应莱维飞行步长控制因子,同时加入对立种群策略,以提高算法收敛速度和全局寻优能力。在算法前期,用粒子群算法全局搜索快速找到全局最大功率点附近,后期用新型自适应布谷鸟算法在局部范围内精准寻优,以快速、准确和稳定地跟踪到全局最大功率点。仿真结果表明,本文提出的算法在四种光照模式下的收敛时间和跟踪误差分别为 0.106 s 和 0.012%、0.108 s 和 0.034%、0.110 s 和 0.059%、0.106 s 和 0.031%,均优于其他算法,验证了本文算法在六种对比算法中,收敛速度最快、跟踪精度最高、功率波动最小、陷入局部最优的可能性最小。

关键词: 光伏;最大功率点跟踪;新型自适应布谷鸟算法;粒子群算法;对立种群策略;莱维飞行

中图分类号: TM615 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4047

Research on MPPT control of photovoltaic systems based on
NACS-PSO algorithmBai Xiaohui¹ Mo Site¹ Fan Songhai^{2,3} Xu Lin^{2,3} Xiong Jiayu^{2,3}

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610000, China;

3. Power Internet of Things Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610000, China)

Abstract: In the context of local shading affecting photovoltaic arrays, the traditional maximum power point tracking algorithms exhibit slow convergence, poor accuracy, significant power fluctuations, and a susceptibility to getting trapped in local optima. For this reason, a composite algorithm based on the combination of a novel adaptive cuckoo algorithm and particle swarm algorithm was proposed. The method introduced adaptive discovery probability and adaptive Lévy flight step control factor into the cuckoo algorithm, and also incorporated the opposing population strategy in order to improve the algorithm's convergence speed and global optimization seeking ability. In the early stage of the algorithm, the global search with particle swarm algorithm was used to quickly find the vicinity of global maximum power point (GMPP), and in the later stage, the new adaptive cuckoo algorithm was used to accurately search for the optimization in the local range in order to quickly, accurately, and stably track to the global maximum power point. The simulation results show that the convergence time and tracking error of the algorithm proposed in this paper are 0.106 s and 0.012%, 0.108 s and 0.034%, 0.110 s and 0.059%, and 0.106 s and 0.031%, respectively, for the four lighting modes, which are better than the other algorithms, and it validates that the algorithm in this paper has the fastest convergence speed, highest tracking accuracy, minimal power fluctuations, and the least likelihood of getting trapped in local optima among the six compared algorithms.

Keywords: photovoltaics; MPPT; novel adaptive cuckoo algorithm; particle swarm algorithm; opposing population strategy; Lévy flight

0 引言

在传统化石能源短缺、环境污染日益严重的形势下,太

阳能光伏发电由于具有能源丰富、可再生、清洁无污染、容易获取等优点被人类社会广泛开发和利用^[1-3]。但光伏阵列容易受到外部光照、温度等环境因素的影响,表现出非线性

收稿日期:2023-10-19

^{*} 基金项目:国家电网有限公司科技项目(52199922000M)资助

性输出的特性,而且光伏阵列在局部遮阴条件下其 $P-U$ 输出特性曲线会出现多峰值现象,光伏系统难以一直工作在全局最大功率点(global maximum power point, GMPP)处,将导致光伏系统输出效率大大降低^[4-5]。因此如何确保光伏系统能快速、准确、稳定地输出最大功率,提高光伏系统输出效率的问题受到众多学者的广泛关注^[6-7]。在现阶段的研究中常见的最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)算法可分为 3 类:传统算法、智能优化算法和基于多种算法的复合算法。

目前,传统 MPPT 算法主要有固定电压法(CVT)、扰动观察法(P&O)^[8]、电导增量法(INC)^[9-10]等。这些方法结构简单,易于实现,成本低廉,在恒定光照下跟踪效果良好,但稳定性差,当光照条件变化时,传统算法容易陷入局部最大功率点(local maximum power point, LMPP)从而导致系统输出功率难以最大化,造成能量损耗。

常见的 MPPT 智能算法主要有粒子群优化算法(PSO)^[11]、蚁群优化算法(ACO)^[12]、灰狼优化算法(GWO)^[13]等。迟耀丹等^[14]提出的新型粒子群算法(NPSO)通过将粒子种群分为收敛粒子和自由粒子,扩大了全局搜索范围,能准确跟踪到 GMPP,但收敛速度较慢,且功率振荡较大。郇丁浩^[15]提出一种基于 PSO 的 RBFN 模型的神经网络算法,虽提高了收敛速度,但算法的输入参数多,运算量大。王利峥等^[16]将简化蚁群算法应用在 MPPT 控制中,并通过迭代使占空比更新找到 GMPP,提高了跟踪精度,但收敛时间比较长。张增辉等^[17]提出改进的灰狼优化算法,提高了跟踪速度,但在跟踪过程中功率波动较大。

复合算法因结合了多种算法的优点,可避免单一算法的局限性而被广泛应用,Lamzouri 等^[18]提出粒子群算法结合扰动观察法(PSO-P&O)和葛传九等^[19]提出改进布谷鸟结合扰动观察法(ICS-P&O)的复合算法在跟踪速度和精度上都有一定程度的提高,但始终存在较大的功率波动。沈磊等^[20]将灰狼算法与扰动观察法混合(GWO-P&O)对 MPPT 系统进行控制,该算法能准确跟踪到 GMPP 的同时大大降低了功率振荡,但收敛时间较长。杨海柱等^[21]提出粒子群算法结合电导增量法(PSO-INC)和 Hou 等^[22]提出布谷鸟算法结合电导增量法(CSA-INC)的复合算法都有效的提升了追踪效率和稳定性,但 INC 算法对步长要求较高,增加了控制难度。

与单一算法相比,上述复合算法的跟踪效果有所提高,但只能在减小振荡或提高跟踪速度方面取得较好的性能,尚不能做到两方面性能同时提高。

针对上述问题,本文提出一种基于新型自适应布谷鸟算法(novel adaptive cuckoo search, NACS)与粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)相结合的复合 MPPT 控制算法(NACS-PSO)。对传统布谷鸟算法进行改进,引入自适应的发现概率和莱维飞行步长控制因子,同时加入

对立种群策略,进一步提高算法收敛速度和全局寻优能力。在 NACS-PSO 算法前期,先用粒子群算法进行全局搜索快速找到 GMPP 附近区域,后期再用新型自适应布谷鸟算法在局部范围内进行细致寻优,使其快速、准确、稳定地跟踪到 GMPP。

本文拟提出的 NACS-PSO 算法将布谷鸟算法中的发现概率和莱维飞行步长控制因子通过自适应调整,同时加入对立种群策略,使得光伏阵列在局部遮阴条件下,可以输出最大功率,有效降低光伏系统的能量损耗。通过在 MATLAB/Simulink 环境中搭建光伏发电系统 MPPT 控制模型进行静态和动态光照仿真,以收敛时间、跟踪平均功率和跟踪误差为指标,验证此算法的可行性与鲁棒性。

1 光伏系统的模型与输出特性

1.1 光伏电池的数学模型

光伏电池可以直接将太阳能转化为电能,是光伏发电系统的核心部件之一,在有光照射下,外接负载时,负载就会产生电流,即可将光伏电池的工作模型等效为恒流源、二极管、电阻等组成的电路,等效模型如图 1 所示。图中 R_L 为外接负载电阻, I_L 和 U_L 分别为光伏电池输出电流和输出电压。

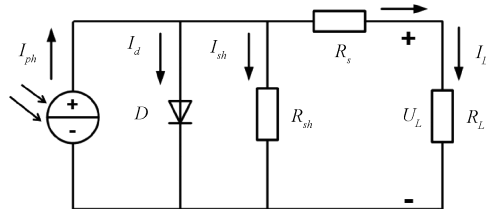


图 1 光伏电池等效电路模型

根据图 1 等效电路模型、KCL 定律及二极管的特性可得到光伏电池的 $I-U$ 输出特性数学模型为^[23]:

$$I_L = I_{ph} - I_d \left[e^{\frac{q(U_L + R_s I_L)}{AKT}} - 1 \right] - \frac{U_L + R_s I_L}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中: I_{ph} 和 I_d 分别为光生电流和二极管理反向饱和电流, R_{sh} 和 R_s 分别为等效并联电阻和等效串联电阻, q 为电子电荷, A 为二极管常数因子, K 为玻尔兹曼常数, T 为光伏电池的工作绝对温度。

1.2 光伏电池输出特性

在光伏发电系统中,由于单个光伏电池输出电压很小,为满足日常供电,工程上通常将一定数量的光伏电池进行串并联组装形成光伏组件来发电使用。本文选 Simulink 软件中型号为 1Soltech 1STH-215-P 的光伏组件,光伏组件的参数取值如表 1 所示,每块光伏组件分别由两个光伏电池串联和两个光伏电池并联封装组成。现将五块光伏组件串联在一起搭建成 5×1 的光伏阵列作为研究对象,在保持温度恒定(25°C)的条件下,为研究局部遮阴下不均匀光照时的 $I-U$ 和 $P-U$ 输出特性曲线,本文设置如表 2 所示的

四种光照模式进行仿真对比。光伏阵列在四种光照模式下的 I - U 和 P - U 特性曲线如图 2 和 3 所示。

表 1 光伏电池参数取值

参数名称	参数值
光伏电池型号	1Soltech 1STH-215-P
开路电压(U_{oc})/V	36.3
短路电压(I_{sc})/A	7.84
最大输出功率(P_m)/W	213.15
最大功率点电压(U_m)/V	29
最大功率点电流(I_m)/A	7.35

表 2 光伏阵列的 4 种光照模式

光照 模式	光照强度/($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$)				
	组件 1	组件 2	组件 3	组件 4	组件 5
模式 1	1 000	1 000	1 000	1 000	1 000
模式 2	1 000	1 000	800	500	1 000
模式 3	1 000	800	600	400	300
模式 4	800	600	600	300	200

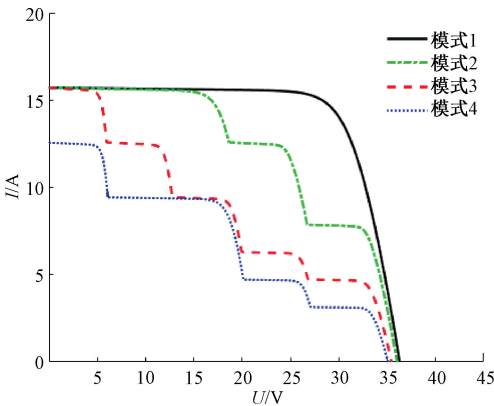


图 2 光伏阵列 I - U 特性曲线

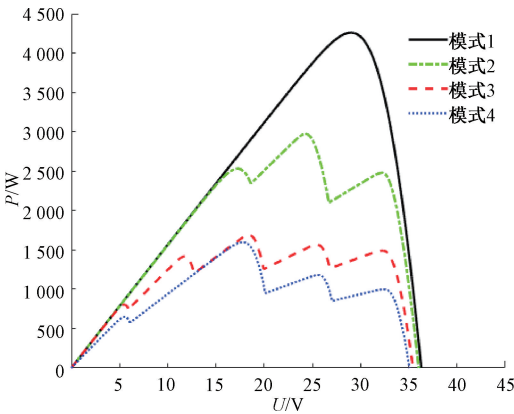


图 3 光伏阵列 P - U 特性曲线

由图 2 和 3 可知,当光伏阵列在均匀光照(模式 1)条件下时, P - U 输出特性曲线就只有一个 GMPP,这时传统的

MPPT 方法也能很容易就追踪到 GMPP,但在局部遮阴(模式 2、3、4)条件下时的 P - U 输出特性曲线会出现多个 LMPP,而 GMPP 与 LMPP 往往很接近,传统的 MPPT 方法很容易受到 LMPP 的干扰而陷入局部最优。因此,为保证光伏发电系统一直稳定工作在 GMPP 下,提高系统的发电效率,需引入改进的智能复合算法对光伏发电系统进行优化控制。

2 基于 NACS-PSO 算法的 MPPT 控制

2.1 布谷鸟算法

布谷鸟算法(cuckoo search, CS)是一种启发式算法,其根据布谷鸟寄生性育雏的行为以及布谷鸟在飞行寻找巢穴时具有独特的莱维飞行(Lévy 飞行)特征而抽象出来的算法^[24]。该算法利用寄生繁衍策略在目标空间中寻找最优解,其基本原理是将布谷鸟寄生巢穴的位置映射成 CS 算法种群中的解,通过寄生巢穴的优劣表现出 CS 算法适应度值的大小。

由于 Lévy 飞行是一种由高频率的短距离飞行以及低频率的长距离飞行所组成,可以最大限度扩展搜索空间,扩大种群的多样性,避免搜索陷入局部最优^[25]。CS 算法利用其独特的 Lévy 飞行机制不断更新所寄生的巢穴,通过随机游走的方式来得到一个最佳寄生巢穴的位置,从而实现高效寻优。其 Lévy 飞行分布图如图 4 所示。

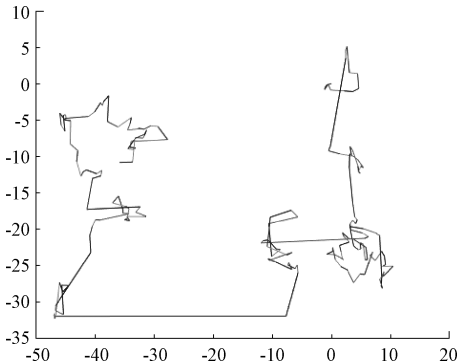


图 4 Lévy 飞行分布图

CS 算法的实现寻优需要满足 3 种理想条件:

- 1)每只布谷鸟随机选择一个宿主巢穴,在该巢穴中每次产一个蛋。
- 2)在布谷鸟繁衍过程中,将优质的巢穴(个体)保留到下一代。
- 3)可选择寄生巢穴数量固定,宿主鸟发现寄生蛋的概率为 P_a ($P_a \in ([0,1])$)。

在寻优过程中,为获得最佳的寄生巢穴,CS 算法通过 Lévy 飞行步长公式来不断更新巢穴的位置,再进行比较,选择最优质巢穴,放弃适应性差的巢穴。其 Lévy 飞行公式为:

$$x_{i+1}^j = x_i^j + \lambda \otimes Levy(\gamma) \tag{2}$$

式中: x_{t+1}^i 表示在第 $t+1$ 次迭代时第 i 个巢穴的位置, x_t^i 表示在第 t 次迭代时第 i 个巢穴位置, λ 表示 Lévy 飞行步长控制因子, \otimes 为点对点乘法运算, γ 为 Lévy 飞行分布控制因子, 通常取 $\gamma = 1.5$, $Levy(\gamma)$ 为 Lévy 随机搜索路径, 其表达式如式(3)。

$$Levy(\gamma) = \frac{|u|}{|v|} \frac{\eta}{\frac{1}{\gamma}} (x_{best}^i - x_t^i) \quad (3)$$

式中: u 和 v 都是服从标准正态分布的随机变量, $u \sim N(0, \eta_u^2)$, $v \sim N(0, \eta_v^2)$, x_{best}^i 表示第 $t+1$ 次迭代更新后, 最优巢穴的位置, 方差 η 的表达式如式(4)所示。

$$\eta = \left[\frac{2 \sin\left(\frac{\gamma}{2} \pi\right) \times \Gamma(\gamma+1)}{\Gamma(\gamma+1) \times \gamma \times 2^{\frac{\gamma-1}{2}}} \right]^{\frac{1}{\gamma}} \quad (4)$$

式中: Γ 表示伽马函数。

2.2 新型自适应布谷鸟算法

1) 非线性自适应切换概率

传统布谷鸟算法的寄生蛋发现概率通常取 $P_a = 0.25$, 是固定不变的, 只有当每次迭代产生的随机数 $R > P_a$ 时, 才能启动 Lévy 飞行的随机游走机制进行更新位置, 而 P_a 为固定值会使得算法在寻优过程中 Lévy 飞行的随机游走的概率相同, 会导致算法跟踪速度慢、精度低和功率波动大等问题。为克服上述问题, 本文引入自适应发现概率对传统的布谷鸟算法进行改进。

在 NACS 算法前期, 设置较小的 P_a 值可以增大 Lévy 飞行的随机游走概率, 丰富种群多样性, 扩大搜索范围。在 NACS 算法后期, 设置较大的 P_a 值使 Lévy 飞行的随机游走概率降低, 有利于在小范围内进行细致搜索寻优, 使其能快速并准确地追踪到全局最优^[26]。非线性自适应切换概率如式(5)所示。

$$P_a = 0.5 \times \left(\log\left(1 + \frac{q}{Q}\right) \right) \times rand(1) + 0.25 \quad (5)$$

式中: q 为当前迭代次数, Q 为总迭代次数。

由式(5)可得到发现概率 P_a 随迭代次数 Q 的变化曲线, 如图 5 所示。由于系统在寻优前期使用 PSO 算法进行全局搜索寻优至全局最大功率点附近区域再切换 NACS 算法进行局部精寻优, 故在 NACS 算法前期 P_a 的值应设置较大些, P_a 值在 $0.25 \sim 0.57$ 之间非线性振荡, 且整体呈现递增趋势, 满足算法的搜索需求。

2) 非线性自适应切换步长控制因子

由式(2)可知, Lévy 飞行的步长控制因子 λ 也能影响到算法的搜索范围, 在算法前期, 较大的 λ 值可以增加寄生巢穴的搜索范围, 避免陷入局部最优。后期较小的 λ 值可缩小寄生巢穴的范围, 加快算法的收敛时间, 提高算法的跟踪精度。非线性自适应切换步长控制因子如式(6)所示。

$$\lambda = 0.6 \times e^{-\left(\frac{q}{Q}\right)} \quad (6)$$

由于系统在寻优前期使用 PSO 算法进行全局搜索寻

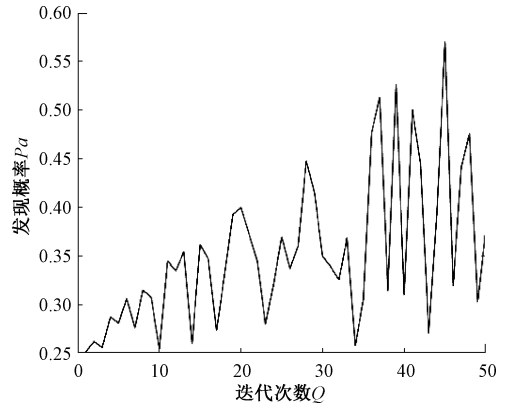


图 5 发现概率变化曲线

优至全局最大功率点附近区域再切换 NACS 算法进行局部精寻优, 故在 NACS 算法前期 λ 的值应设置较小些。由式(6)可得到步长控制因子 λ 随迭代次数 Q 的变化曲线, 如图 6 所示。 λ 值从 $0.6 \sim 0.22$ 非线性递减, 满足算法需求。

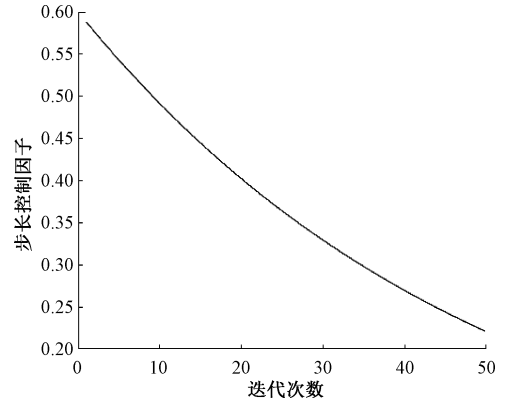


图 6 步长控制因子变化曲线

2.3 粒子群算法

粒子群算法是一种模拟自然界鸟群捕食行为的智能优化算法, 其理论基础是以单一粒子来做为鸟类族群之中的单一个体, 于算法中赋予该粒子个体拥有记忆性, 并能够透过与粒子群体中的其他粒子之间的互动而寻求到最优解, 粒子群算法通过对每个粒子的速度与位置进行迭代更新, 评估每个粒子的适应度, 更新并记录粒子的每次迭代的最优位置, 最终得到粒子群的全局最优位置。PSO 算法具有记忆性, 在每次寻优迭代时都带有历史速度及历史惯性, 因此收敛速度较快, 可用于系统前期的粗寻优。PSO 算法的粒子位置和速度更新公式如下:

$$V_{t+1}^i = \omega_t \times V_t^i + c_1 \times r_1 (X_t^{pbest} - X_t^i) + c_2 \times r_2 (X_t^{gbest} - X_t^i) \quad (7)$$

$$X_{t+1}^i = X_t^i + V_{t+1}^i \quad (8)$$

式中: V_{t+1}^i 表示第 $t+1$ 次迭代时第 i 个粒子的速度, V_t^i 表示第 t 次迭代时第 i 个粒子的速度, X_{t+1}^i 和 X_t^i 分别为第 $t+1$ 次迭代时和第 t 次迭代时第 i 个粒子的位置, ω_t 为第 t 次迭代时的惯性权重, c_1 为个体学习因子, c_2 为社会学习

因子, X_t^{pbest} 表示第 t 次迭代时第 i 个粒子的最优位置, X_t^{gbest} 表示第 t 次迭代时整个种群的全局最优位置, r_1 和 r_2 均为 $[0,1]$ 之间的随机数。

2.4 对立种群策略

PSO 算法寻优时通过式 (7) 和 (8) 对粒子位置进行随机更新, 最终获取最佳粒子位置。CS 算法寻优时通过式 (2) 和 (3) 对宿主巢穴进行随机更新, 最终获取最优巢穴。

上述算法的这种随机更新个体虽然能够对丰富种群多样性、跳出局部最优起到一定的作用, 但当某个体处于当前最差位置时, 对该个体随机更新后的位置往往差于更新前的位置, 这样并不利于算法的收敛。因此本文在 NACS-PSO 算法中引入对立种群策略, 该策略不仅能帮助个体快速逃离当前最差位置, 而且个体的对立位置的适应度值通常比当前最差位置的适应度值更好^[27]。故在 NACS-PSO 算法中, 当个体粒子处于最差位置或当寄生巢穴里的寄生蛋被宿主鸟发现时, 该粒子或该寄生巢穴不再进行随机更新, 而将按照式 (9) 更新自己的位置。

$$x_{t+1}^i = u_b + l_b - x_t^i \quad (9)$$

式中: u_b 为搜索空间的上边界, l_b 为搜索空间的下边界。

2.5 NACS-PSO 算法 MPPT 控制

1) 算法切换条件

在 NACS-PSO 算法第一阶段寻优时, 为加快收敛速度, 先使用 PSO 算法进行全局粗寻优快速找到全局最大功率点附近区域, 当种群内的最佳个体位置和最差个体位置满足式 (10) 时, PSO 算法终止并切换到 NACS 算法进行第二阶段寻优, 并将当前最佳个体的位置作为 NACS 算法的起始位置进行局部精寻优, 准确的跟踪到 GMPP, 减少功率振荡和能量损耗, 保持系统稳定。

$$\frac{|X_t^{best} - X_t^{worst}|}{X_t^{best}} < \xi \quad (10)$$

式中: X_t^{best} 和 X_t^{worst} 分别表示第 t 次迭代时的最佳个体的位置和最差个体的位置, ξ 为阈值, 取 $\xi = 0.01$ 。

2) 算法重启条件

当外部环境发生动态变化时, 即当光伏阵列被乌云、建筑物等外界遮挡物遮挡时, 光伏电池所受到的光照强度和温度会发生变化, 系统的全局最大功率点的位置也会随之改变, 所以需要重新启动算法对新的最大功率点追踪。算法重启条件为:

$$\frac{|P_{now} - P_{old}|}{P_{old}} \geq \Delta P, \Delta P = 0.04 \quad (11)$$

式中: P_{now} 为当前输出功率值, P_{old} 为上一次采样的输出功率值。

3) 算法寻优流程

NACS-PSO 算法的寻优流程如图 7 所示。

3 系统仿真与结果分析

为验证 NACS-PSO 算法在光伏系统 MPPT 控制的有

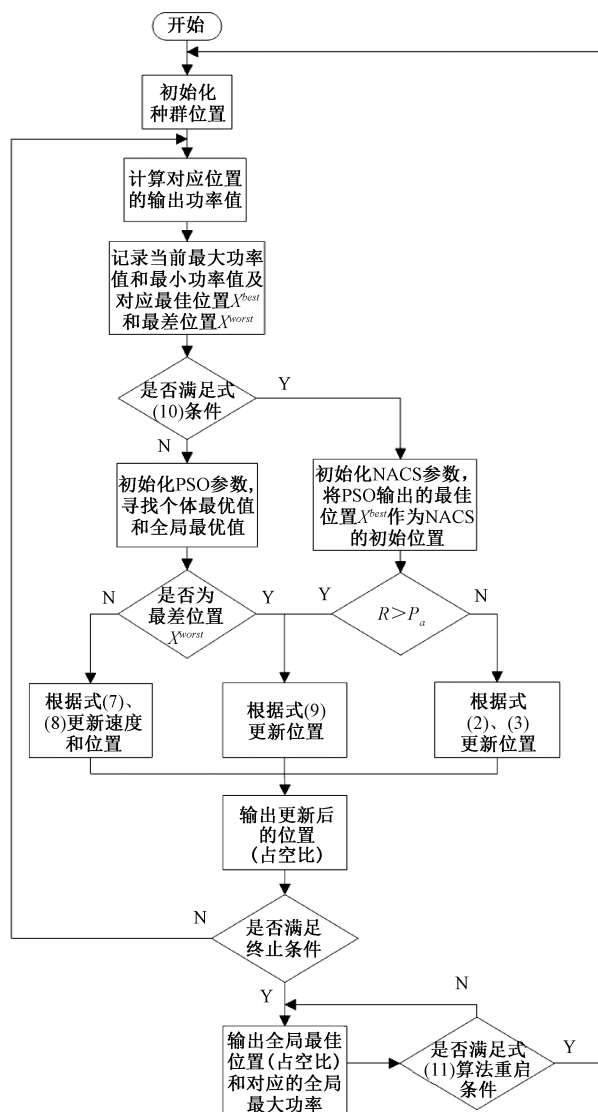


图 7 NACS-PSO 算法寻优流程图

效性, 利用 Matlab/Simulink 环境搭建光伏发电系统 MPPT 模型分别进行静态和动态光照仿真, 并将本文 NACS-PSO 算法与 CS、ICS、PSO、APSO、CS-INC 算法进行仿真对比, 以收敛时间、跟踪平均功率和跟踪误差 (跟踪误差 = (实际最大功率 - 平均功率) / 实际最大功率) 为指标对算法性能进行评估分析。

仿真模型如图 8 所示, 主要由光伏组件、Boost 电路、MPPT 控制器、PWM 调制器和负载电阻组成。其中 Boost 电路的参数设置为: $C_1 = 500 \mu\text{F}$, $L = 8.5 \text{ mH}$, $C_2 = 21 \mu\text{F}$, $R_L = 20 \Omega$ 。

系统的主要工作原理为: 光伏阵列接收到光照和温度后会产生一定的电压和电流, 系统将产生的电压和电流采集到 MPPT 控制器中, 利用本文 NACS-PSO 算法计算和控制占空比, 并通过 PWM 调制器输出的 PWM 波形动态控制 Boost 电路中开关管的导通与关断, 调节等效负载电

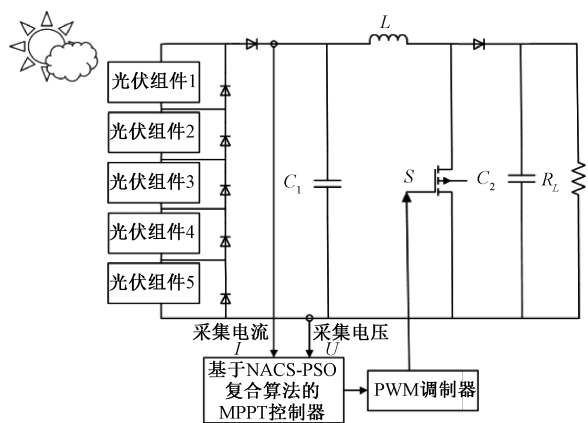


图 8 光伏系统 MPPT 控制仿真模型

阻的大小与光伏阵列的内阻相等,从而实现系统最大功率的输出。

3.1 静态光照仿真

1)理想无遮阴下仿真

光伏阵列在理想无遮阴下,其 $P-U$ 特性曲线有且只有一个峰值。故将光伏阵列的五块光伏组件的光照强度设置为模式 1 均为 $1\,000\text{ W/m}^2$,并在温度恒定($25\text{ }^{\circ}\text{C}$)的条件下仿真,仿真时间为 0.5 s 。此时系统的实际最大功率值为 $P_{\max}=4\,259\text{ W}$,6 种算法的仿真结果如图 9(a)和(b)所示。由于六种算法都具有随机性,为了让仿真结果更具有普遍性和准确性。在模式 1 下将 6 种算法都分别进行 20 次仿真实验,并将仿真结果的相关指标数据取平均值记录于表中,如表 3 所示。

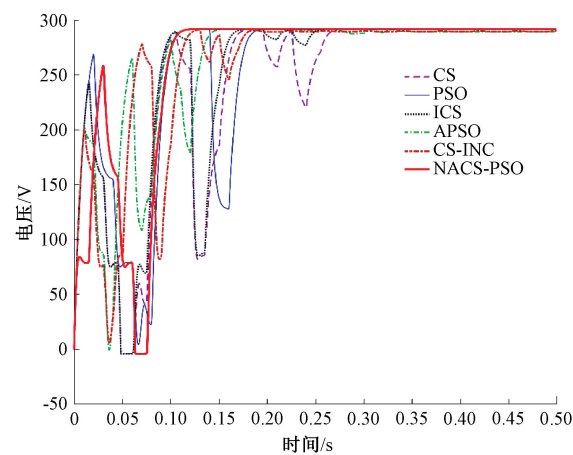
表 3 理想无遮阴下六种算法性能对比

算法	收敛时间/s	平均功率/W	跟踪误差/%
CS	0.265	4 257	0.047
PSO	0.185	4 257	0.047
ICS	0.247	4 257	0.047
APSO	0.143	4 257.5	0.035
CS-INC	0.178	4 258.5	0.012
NACS-PSO	0.106	4 258.5	0.012

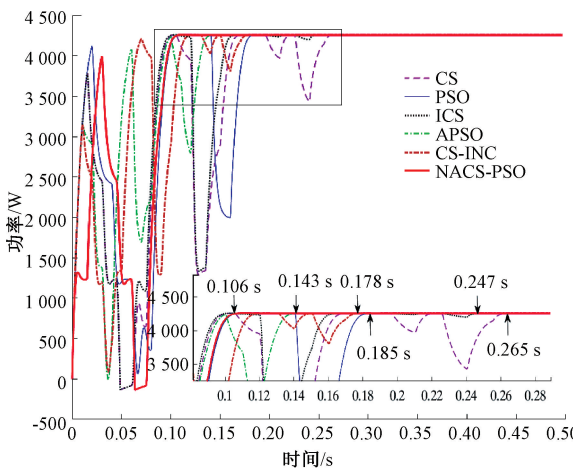
结合图 9(a)和(b)及表 3 可知,在理想无遮阴下,CS、PSO、ICS、APSO 和 CS-INC 算法都可以跟踪到最大功率点,但收敛速度都较慢,都存在较大的功率振荡。相比 CS、PSO、ICS 和 APSO 算法,本文提出的 NACS-PSO 算法的收敛时间分别缩短了 60%、43%、57%、26%,NACS-PSO 算法的跟踪平均功率最高,跟踪误差和功率振荡也最小。虽然 CS-INC 算法的跟踪平均功率和跟踪误差与 NACS-PSO 算法一致,但 NACS-PSO 算法的收敛时间比 CS-INC 算法缩短了 40%,且 NACS-PSO 算法的功率振荡比 CS-INC 算法更小。

2)静态局部遮阴下仿真

当光伏阵列被乌云、建筑物等外界遮挡物遮挡时,其



(a) 电压输出曲线



(b) 功率输出曲线

图 9 理想无遮阴下输出曲线

$P-U$ 特性曲线会有多峰值。将光伏阵列的光照强度分别设置为模式 2、模式 3 和模式 4,在恒温($25\text{ }^{\circ}\text{C}$)下用 6 种算法分别进行 20 次仿真实验,并将仿真结果的相关指标数据取平均值记录于表 4 中。如图 10(a)和(b)所示,为六种算法在光照强度为模式 3 下的电压和功率输出曲线图。

由图 10(a)和(b)可知,在模式 3 给 5 个光伏组件分别设置不同值的光照强度下,CS-INC 算法并没有跟踪到全局最大功率点,而是在 0.176 s 时就陷入了局部最大功率点 $1\,416\text{ W}$ 处;CS、PSO、ICS 和 APSO 算法在跟踪过程都存在较大的电压振荡和功率振荡,跟踪到最大功率点的时间分别为 0.276 s 、 0.193 s 、 0.255 s 和 0.165 s ,跟踪到全局最大功率点的平均功率分别为 $1\,683\text{ W}$ 、 $1\,684\text{ W}$ 、 $1\,685\text{ W}$ 和 $1\,683.5\text{ W}$,与实际全局最大功率点的误差分别为 0.237% 、 0.178% 、 0.120% 和 0.207% ;NACS-PSO 算法跟踪时间为 0.110 s ,跟踪到的最大功率点的平均功率为 $1\,686\text{ W}$,跟踪误差为 0.059% ,其跟踪时间和功率波动更小,跟踪精度更高。

由表 4 可知,在静态局部遮阴光照强度为模式 2、3、4 下,CS、PSO、ICS 和 APSO 均能跟踪到 GMPP;CS-INC 算法能在模式 2 和模式 4 下能跟踪到 GMPP,但在模式 3 下

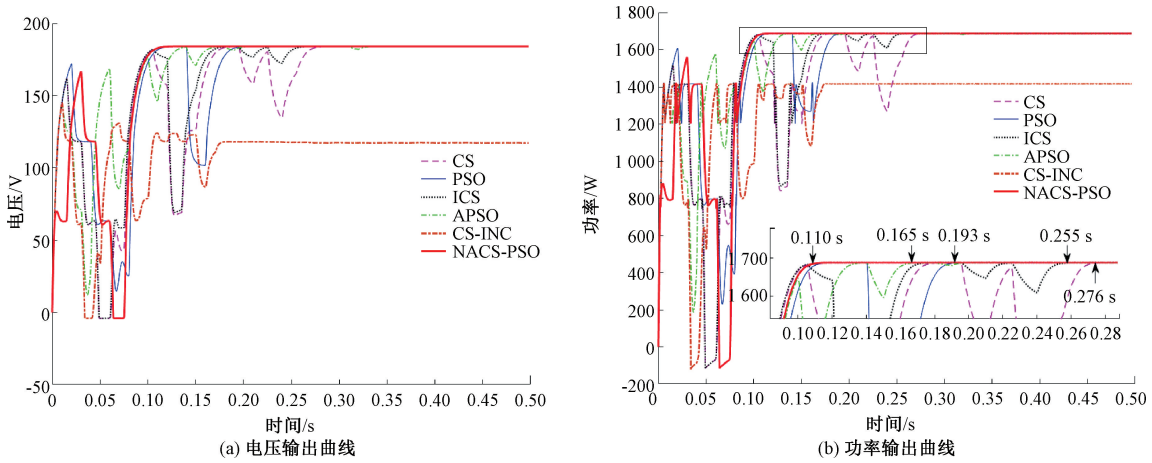


图 10 模式 3 的输出曲线

表 4 静态局部遮阴下 6 种算法性能对比

光照模式	性能指标	CS	PSO	ICS	APSO	CS-INC	NACS-PSO
模式 2	收敛时间/s	0.271	0.188	0.256	0.164	0.193	0.108
	平均功率/W	2 971	2 971	2 972	2 971	2 971.6	2 972
	跟踪误差/%	0.067	0.067	0.034	0.067	0.047	0.034
模式 3	收敛时间/s	0.276	0.193	0.255	0.165	—	0.110
	平均功率/W	1 683	1 684	1 685	1 683.5	—	1 686
	跟踪误差/%	0.237	0.178	0.120	0.207	—	0.059
模式 4	收敛时间/s	0.272	0.186	0.249	0.145	0.183	0.106
	平均功率/W	1 596	1 597	1 596	1 597	1 597.2	1 597.5
	跟踪误差/%	0.125	0.063	0.125	0.063	0.050	0.031

会陷入 LMPP。相比 CS、PSO、ICS、APSO、CS-INC 算法，本文提出的 NACS-PSO 算法不仅能准确跟踪到 GMPP，而且跟踪精度最高，跟踪误差最小，功率波动最小，收敛速度也最快。

3.2 动态光照仿真

在实际工作场景中，光伏阵列会因外部环境和天气变化导致所受到的光照强度也会随之变化，为验证本文所提

的 NACS-PSO 算法在动态环境变化中仍具有较好的适应性和鲁棒性，在恒温(25℃)下用六种算法分别进行如下仿真：仿真时间设为 1.6 s，设置光伏阵列所受的初始光照强度为模式 1，在仿真时间 $t=0.4$ s 时将光照强度切换为模式 4，在 $t=1.0$ s 时再将光照强度切换为模式 2。仿真结果如图 11(a)和(b)所示。将 20 次仿真结果的相关指标数据取平均值记录于表 5 中。

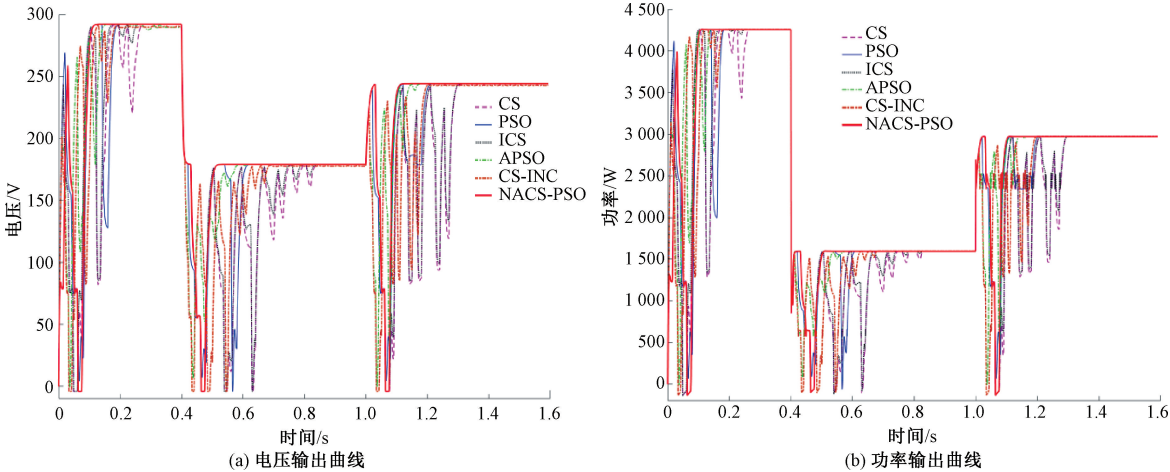


图 11 光照强度动态变化下的输出曲线

表 5 光照强度动态变化下六种算法收敛性能对比

光照模式	性能指标	CS	PSO	ICS	APSO	CS-INC	NACS-PSO
(初始)模式 1	收敛时间/s	0.265	0.185	0.247	0.143	0.178	0.106
	平均功率/W	4 257	4 257	4 257	4 257.5	4 258.5	4 258.5
	跟踪误差/%	0.047	0.047	0.047	0.035	0.012	0.012
(切换到)模式 4	收敛时间/s	0.435	0.214	0.428	0.183	0.282	0.110
	平均功率/W	1 596	1 596	1 597	1 596	1 597.2	1 597.5
	跟踪误差/%	0.125	0.125	0.063	0.125	0.050	0.031
(切换到)模式 2	收敛时间/s	0.305	0.214	0.296	0.177	0.198	0.110
	平均功率/W	2 971	2 971	2 972	2 971	2 971.4	2 972
	跟踪误差/%	0.067	0.067	0.034	0.067	0.054	0.034

由图 11(a)和(b)及表 5 可知,在光照强度发生动态变化情况下,CS、PSO、ICS、APSO 和 CS-INC 算法均能跟踪到 GMPP,但与静态光照下相比,收敛速度更慢,追踪误差更大,跟踪过程中功率振荡也更大,不利于光伏发电系统的能量输出最大化;NACS-PSO 算法不仅都能准确跟踪到 GMPP,而且跟踪精度最高,收敛速度最快,电压振荡和功率振荡也最小,且在动态光照环境下与静态光照环境下的收敛速度、跟踪误差和功率振荡都基本一致。由此可见,在所对比的目前常见的几种算法中,本文提出的 NACS-PSO 算法在光照强度动态变化的环境下具有更好的适应性和鲁棒性。

4 结 论

局部遮阴会使光伏系统的 P - U 输出特性曲线出现多峰值的现象,从而影响传统 MPPT 算法的收敛速度和精度。为此本文提出了一种基于 NACS-PSO 算法的光伏系 MPPT 控制方法。该方法结合 PSO 算法收敛速度快和 NACS 算法寻优精度高的优势,在系统寻优前期使用 PSO 算法进行全局搜索可以快速收敛到 GMPP 附近,寻优后期切换 NACS 算法进行小范围精准寻优,可快速、准确并稳定地跟踪到 GMPP。仿真结果表明:

相比 CS、PSO、ICS、APSO、CS-INC 算法,本文提出的 NACS-PSO 算法收敛速度更快,跟踪精度更高,陷入局部最优 LMPP 的可能性更小,跟踪误差更小,跟踪过程中电压振荡和功率波动更小,在保证准确跟踪的同时大大缩短了收敛时间,有效提高了光伏发电系统的输出功率,使光伏发电系统稳定的工作在 GMPP 处。

无论在无遮阴理想环境下,还是在静态局部遮阴环境下和光照强度动态变化环境下,相比 CS、PSO、ICS、APSO、CS-INC 算法,本文提出的 NACS-PSO 算法都能更快速、更精准和更稳定地跟踪到 GMPP,跟踪过程产生的功率损耗也更少,说明本文所提算法在不同光照环境下都具有更好的适应性和鲁棒性。

本文研究不足之处为仅在 MATLAB/Simulink 仿真平台上得到良好的验证,下一步将搭建实物硬件平台进行

实验验证;光伏发电并网控制技术是如今的研究热点,本文只研究了独立光伏系统的 MPPT 控制算法,没有针对光伏并网发电系统下的 MPPT 控制策略进行研究,下一步将考虑把 MPPT 控制算法与光伏发电系统并网控制策略相结合,进一步改善光伏并网发电系统的电能质量,提高系统稳定性。

参考文献

[1] 花赞昊,朱武,郭启明.光伏发电系统 MPPT 算法研究综述[J].电源技术,2020,44(12):1855-1858.

[2] YANG B, ZHU T, WANG J, et al. Comprehensive overview of maximum power point tracking algorithms of PV systems under partial shading condition [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 268: 121983.

[3] 王洪亮,周于尧,刘志坚,等.基于改进 CS 算法的光伏系统 MPPT 仿真研究[J].电子测量技术,2020,43(7):67-71.

[4] 靳肖林,文尚胜,倪浩智,等.光伏发电系统最大功率点跟踪技术综述[J].电源技术,2019,43(3):532-535.

[5] 马永翔,王雨阳,闫群民,等.基于 CSA 算法的光伏阵列多峰最大功率跟踪研究[J].电源技术,2021,45(1):51-55.

[6] 付子义,张宇远.光伏电池最大功率点跟踪研究综述[J].电源技术,2019,43(12):2067-2069,2073.

[7] 刘晓东,肖晶,周恒俊,等.基于改进型光伏系统 MPPT 控制策略的研究[J].电子测量技术,2020,43(22):50-54.

[8] 郭昆丽,闫东,付建哲.基于改进扰动观察法的光伏系统 MPPT 研究[J].电源技术,2021,45(1):56-59.

[9] 陈景文,张文倩,李晓飞.基于改进电导增量法的光伏 MPPT 控制[J].智慧电力,2021,49(9):47-55.

[10] 张东宁.基于改进电导增量法的光伏最大功率点跟踪策略研究[J].太阳能学报,2022,43(8):82-90.

[11] LAMZOURI F E, BOUFOUNAS E M, BRAHMI A, et al. Optimized TSMC control based MPPT for PVsystem under variable atmospheric conditions using

- PSO algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2020, 170:887-892.
- [12] 王利峥,刘光宇. 基于简化蚁群算法的光伏 MPPT 跟踪控制[J]. 电源技术, 2020, 44(8): 1152-1155.
- [13] 毛明轩,许钊,崔立闯,等. 基于改进灰狼优化算法的光伏阵列多峰 MPPT 研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 450-456.
- [14] 迟耀丹,陈兵,徐红伟,等. 改进粒子群算法在光伏 MPPT 中的应用[J]. 电源技术, 2022, 46(4): 441-444.
- [15] 酆丁浩. 基于人工神经网络的 MPPT 算法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2018.
- [16] 王利峥,刘光宇. 基于简化蚁群算法的光伏 MPPT 跟踪控制[J]. 电源技术, 2020, 44(8): 1152-1155.
- [17] 张增辉,邓宇豪,李春卫,等. 基于改进灰狼优化算法的光伏 MPPT 方法[J]. 电测与仪表, 2022, 59(7): 100-105.
- [18] LAMZOURI F E, BOUFOUNAS E, BRAHMI A E. Nonlinear controller for MPPT based photovoltaic system under variable atmospheric conditions [J]. International Journal of Modelling, Identification and Control, 2020, 35(1): 29-39.
- [19] 葛传九,武鹏,董祥祥,等. 基于布谷鸟算法的光伏 MPPT 改进[J]. 太阳能学报, 2022, 43(10): 59-64.
- [20] 沈磊,徐岸非,黄晴宇. 基于 GWO-P&O 算法的局部阴影光伏 MPPT 研究[J]. 湖北工业大学学报, 2022, 37(2): 25-29, 43.
- [21] 杨海柱,岳刚伟,康乐. 基于粒子群优化算法和电导增量法的多峰值 MPPT 控制[J]. 电源学报, 2019, 17(6): 128-136.
- [22] HOU T, WANG S. Research on the MPPT of photovoltaic power generation based on the CSA-INC algorithm[J]. Energy Engineering, 2023, 120(1): 87-106.
- [23] 杨永康,缪书唯. 基于 DE-GWO 算法的光伏系统 MPPT 仿真研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7): 75-81.
- [24] 朱娟娟,刘新宇,闫群民,等. 基于 ICS-INC 的局部阴影下光伏最大功率点追踪研究[J]. 陕西科技大学学报, 2023, 41(2): 184-190.
- [25] 唐朝国. 基于改进 Levy 飞行的 PSO 湿度传感器补偿算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 119-125.
- [26] 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): 99-107.
- [27] 吴忠强,谢宗奎,王国勇,等. 一种基于改进羊群算法的光伏系统最大功率跟踪策略[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 2017-2024.

作者简介

白小惠, 硕士研究生, 主要研究方向为光伏发电系统 MPPT 控制和光伏并网控制。

E-mail: 2410794212@qq.com

莫思特(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力电子, 地质灾害监测, 电力系统防灾减灾等。

E-mail: mosite@126.com

范松海, 教授级高级工程师, 主要研究方向为电气工程、新型电力系统、在线监测。

E-mail: fansonghai@126.com

徐琳, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统仿真分析和计算。

E-mail: 191861187@qq.com

熊嘉宇, 工程师, 主要研究方向为配电网故障处置、配电网防灾减灾。

E-mail: zelosxiong@hotmail.com