

基于混合卷尾猴算法的光伏MPPT研究

王鑫舟¹, 时悦², 李自成¹, 吴卓¹, 刘江¹

(1. 武汉工程大学电气信息学院, 湖北 武汉 430205; 2. 湖北省电力装备有限公司, 湖北 武汉 430060)

摘要: 光伏阵列在局部遮阴的情况下会表现出多峰特性, 传统的最大功率点跟踪方法难以快速准确地找到最大功率点。针对该问题, 提出一种改进的卷尾猴算法与自适应扰动观察法结合的混合算法。该算法在初始阶段使用 Fuch 混沌映射生成初始种群, 增强种群多样性; 在领导者位置更新过程引入 Lévy 飞行策略因子和变色龙算法进行改进, 增强全局寻优能力, 提高收敛速度; 在追随者位置更新过程中加入差分策略, 增强局部寻优能力; 当寻优到最优点附近时, 改用自适应扰动观察法进行搜索, 使系统快速准确地到达全局最大功率点。仿真结果显示, 混合卷尾猴算法能更快速准确地达到全局最大功率点。

关键词: 光伏阵列; 最大功率跟踪; 局部遮阴; 卷尾猴算法; Lévy 飞行

Photovoltaic MPPT research based on hybrid capuchin algorithm

WANG Xinzhou¹, SHI Yue², LI Zicheng¹, WU Zhuo¹, LIU Jiang¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China;

2. Hubei Electric Power Equipment Co., Ltd., Wuhan 430060, China)

Abstract: PV arrays exhibit multi-peak characteristics under localized shading, and the traditional MPPT method makes it difficult to find the maximum power point quickly and accurately. To address this problem, a hybrid algorithm that combines an improved capuchin monkey algorithm with an adaptive perturbation observation method is proposed. The algorithm uses Fuch chaotic mapping to generate the initial population in the initial stage, which enhances the population diversity; introduces Lévy flight strategy factor and the chameleon algorithm to improve the leader position updating process, which enhances the global optimization ability and the convergence speed; adds the differential strategy to the follower position updating process, which enhances the local optimization ability; and when the optimization reaches the vicinity of the optimal point, switches to the adaptive perturbation observation method for searching, which enables the system to quickly and accurately reach the global maximum power point. Simulation results show that the tracking accuracies of the Bottle Sea Sheath swarm algorithm, the Hybrid Capuchin monkey algorithm is able to achieve the global maximal power point in a more rapid and stable way.

Keywords: photovoltaic array; maximum power point tracking; partial shading; capuchin search algorithm; Lévy flight

0 引言

为实现“双碳”目标, 避免环境进一步因使用化石能源恶化, 我国大力发展清洁能源, 清洁

能源发电量稳居世界第一^[1]。研究表明, 我国未来可再生能源和核电装机容量将占到90%左右。2022年, 我国光伏发电和风力发电装机容量分别达到 $8\ 640 \times 10^4$ kW和 $3\ 763 \times 10^4$ kW, 其发电

湖北省高等学校中青年科技创新团队项目(T2022012), 武汉市重点研发计划项目(2023010402010584)

量已经占到全国新增发电量的55%^[2]。在均匀光照强度下,传统的最大功率点追踪(Maximum Power Point Tracking, MPPT)方法,如电导增量法^[3]和扰动观察法^[4]等,因为其可靠性高、结构简单等特点,具有较好的控制性能,可以快速准确地找到并稳定在最大功率点。然而,实际光照强度受到环境影响,如云朵、树木和建筑物的遮挡会出现多个局部最大功率点,传统MPPT方法容易陷入局部最优^[5]。

国内外学者提出许多方法来解决这个问题,文献[6]将非线性变化的变异策略引入粒子群算法中,在扩大搜索范围的情况下能准确地追踪到最大功率点,但收敛速度慢,追踪过程中的功率波动较大。文献[7]中的粒子群算法将计算出的峰值电压作为粒子的初始位置,追踪速度和功率波动都有不同程度的优化,但并未考虑到动态遮阴下的追踪情况。文献[8]提出多元宇宙优化算法(Multi-Verse Optimization, MVO)进行寻优,但由于该算法前期种群多样性差,收敛速度慢,导致寻优时间较长且存在陷入局部最优的风险。文献[9]使用的樽海鞘群算法(Salp Swarm Algorithm, SSA),虽然使用差分策略和扩大缩放因子进行了改进,但寻优期间仍存在波动较大的问题。文献[10]使用反向传播神经网络与粒子群结合的方法,虽然提高了跟踪准确度,但需要获取大量数据进行训练学习,模型构建比较复杂,计算量大,耗时较长。

本文提出一种混合卷尾猴算法(Hybrid Capuchin Search Algorithm, HCapSA),该算法将卷尾猴算法(Capuchin Search Algorithm, CapSA)和扰动观察法相结合,在初始化种群阶段使用Fuch映射增强种群多样性,在领导者位置更新过程引入Lévy飞行策略因子和自适应惯性权重进行改进,增强全局寻优能力,提高收敛速度;在追随者位置更新过程中加入差分策略,增强其跳出局部最优的能力;当寻优到最优点附近时,改用扰动观察法进行搜索,利用扰动观察法局部搜索能力强的特性,使系统快速准确地到达全局最大功率点。并通过仿真实验与MVO、SSA比较,证明该算法具有更好的寻优能力和更快的收敛速度,能有效提高光伏系统的发电

效率。

1 光伏电池建模及光伏阵列输出特性

1.1 光伏电池模型

光伏电池的等效模型如图1所示^[11]。

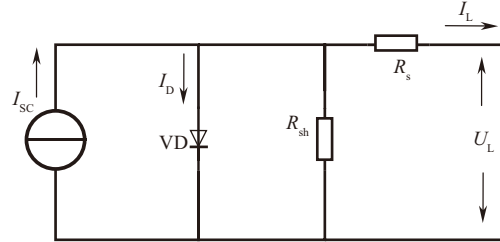


图1 光伏电池等效模型

Fig. 1 Photovoltaic cell equivalent model

由图1得出光伏电池输出特性为

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

式中, I_{sc} 、 I_L 与 I_D 分别为光生电流、光伏电池输出电流与二极管反向饱和电流; U_L 为光伏电池工作电压; R_{sh} 和 R_s 分别为串联和并联等效电阻; q 为电子电荷常数, 值为 1.6×10^{-19} C; A 为二极管理想常数, 通常为1~2; K 为玻尔兹曼常数, 值为 1.38×10^{-23} J/K; T 为光伏电池工作时的温度。

1.2 遮阴条件下光伏阵列输出特性

在MATLAB/Simulink环境下搭建 5×1 光伏阵列的仿真模型, 参数设置: 光照强度 1000 W/m^2 ; 温度 25°C 时短路电流 $I_{sc}=7.84 \text{ A}$; 开路电压 $U_{oc}=36.30 \text{ V}$; 最大功率点电流 $I_m=7.35 \text{ A}$; 最大功率点电压 $U_m=29.00 \text{ V}$ 。为了分析光伏阵列在不同光照强度下的特性, 保持温度为 25°C 不变, 设置三种光照模式见表1, 在这三种模式下进行仿真对比。光伏阵列在三种光照模式下的输出特性如图2所示。

表1 光伏阵列的光照模式

Tab. 1 Light patterns of PV arrays

光照模式	光照强度/(W/m ²)				
	组件1	组件2	组件3	组件4	组件5
模式1	600	600	600	600	600
模式2	1000	900	800	700	600
模式3	800	800	700	400	300

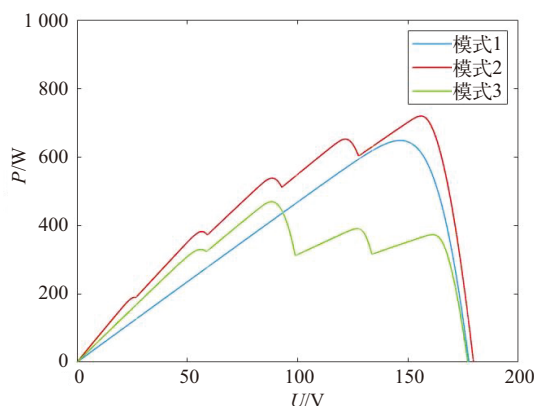


图 2 P - V 特性曲线
Fig. 2 P - V characteristic curve

在模式1时，最大功率点在647.53 W处；在模式2时，最大功率点在719.20 W处；在模式3时，最大功率点在468.88 W处。模式1条件下的特性曲线只有一个最大功率点，能使用传统MPPT方法进行最大功率点跟踪；但面对模式2和模式3这类包含多个局部最大功率点和一个全局最大功率点的特性曲线，传统方法在跟踪最大功率点时会陷入局部最优，降低光伏阵列的输出功率。因此，需要使用智能算法对光伏系统进行优化控制，使系统能稳定工作在全局最大功率点处，提高光伏阵列的发电效率。

2 HCapSA在光伏MPPT中的应用

2.1 CapSA

CapSA是一种模拟卷尾猴在森林中游荡觅食行为的元启发式算法。将种群个体分为领导者和跟随者两种类型，领导者负责发现食物所在的大致区域，而跟随者在该区域寻找食物的具体位置。卷尾猴在觅食过程中，将根据自身位置与角色、历史最好位置、种群的全局最好位置及位置更新策略不断调整所处位置，在抵达食物的位置后，停止对食物的搜索。

卷尾猴个体的速度更新公式为

$$v_j^i = \rho v_j^i(n) + \tau a_1 [x_{\text{best}}^i - x_i(n)] r_1 + \tau a_2 [F - x_i(n)] r_2 \quad (2)$$

式中， x_{best}^i 为卷尾猴*i*的历史最优位置； F 为卷尾猴种群的全局最好位置； a_1 和 a_2 分别控制 x_{best}^i 和

F 对卷尾猴速度的影响，分别取1.25和1.5； r_1 和 r_2 为[0,1]之间的随机数，用于调节粒子的搜索范围；惯性系数 ρ 控制之前的速度对运动的影响； τ 为卷尾猴寿命指数函数，平衡其全局和局部搜索能力，公式为

$$\tau = \beta_0 e^{-\beta_1 (\frac{t}{T})^{\beta_2}} \quad (3)$$

式中， t 为当前迭代数； T 为最大迭代数； β_0 、 β_1 、 β_2 为常数，代表迭代次数对卷尾猴寿命的影响，分别取2、21和2；生命周期 τ 对卷尾猴更新位置、探索与开发区域以及迅速定位食物来源具有显著影响。

卷尾猴算法通过对卷尾猴的行动策略、搜索食物的方式进行分析，将其寻找食物主要的四种行为逻辑使用数学模型进行总结，分别是树上跳跃、地上跳跃、摇摆运动和攀爬运动，由一个[0,1]之间的随机数 ε 来确定对应的位置更新方式。

1) 树上跳跃。卷尾猴可以从一棵树跳到另一棵树，也可以从同一棵树的一个树枝跳到另一个树枝，位置更新公式为

$$x_j^i = F + \frac{P_{\text{bf}}(v_j^i)^2 \sin 2\theta}{g}, 0.1 \leq \varepsilon < 0.2 \quad (4)$$

式中， F 为食物的位置； P_{bf} 为卷尾猴的平衡系数，一般取0.7； θ 为卷尾猴的跳跃角度； g 为重力加速度，一般取9.8。

2) 地上跳跃。卷尾猴会从一个地方跳到另一个地方，从河流的一边跳到另外一边，或者通过行走寻找食物，位置更新公式为

$$x_j^i = F + \frac{P_{\text{ef}} P_{\text{bf}} (v_j^i)^2 \sin 2\theta}{g}, 0.2 \leq \varepsilon < 0.3 \quad (5)$$

式中， P_{ef} 为卷尾猴的弹性系数，一般取9。

卷尾猴在地上行走时的位置为

$$x_j^i = x_{j-1}^i + v_j^i, 0.3 \leq \varepsilon < 0.5 \quad (6)$$

式中， x_{j-1}^i 为上一代卷尾猴的位置。

3) 摇摆运动。一些卷尾猴会小距离游荡，使用尾巴抓住树枝，通过摇摆在树枝两侧进行局部搜索寻找食物，位置更新公式为

$$x_j^i = F + \tau P_{bf} \sin 3r, 0.5 \leq \varepsilon < 0.75 \quad (7)$$

4) 攀爬运动。卷尾猴在觅食过程中会多次爬上再爬下树木, 这时的位置更新公式为

$$x_j^i = F + \tau P_{bf} (v_j^i - v_{j-1}^i), 0.75 \leq \varepsilon \leq 1 \quad (8)$$

追随者的位置变化将在前一个个体位置的基础上进行迭代更新, 向两者的中点移动, 公式为

$$x_j^{i+1} = \frac{1}{2} (x_j^i + x_j^{i+1}) \quad (9)$$

式中, x_j^i 为第 i 个追随者在维度 j 上的位置; x_j^{i+1} 为第 $i+1$ 个追随者在维度 j 上的位置。

2.2 改进CapSA

(1) Fuch混沌映射

初始种群位置直接影响种群的全局开采能力, CapSA使用随机生成的数据作为初始种群信息, 这种做法难以保证种群的多样性, 不利于发现食物位置。混沌运动具有随机性、规律性和遍历性等特点, 在求解函数优化问题时, 有助于使系统摆脱局部最优, 维持种群多样性, 并进一步改进其全局搜索能力。Tent映射和Logistic映射是使用最普遍的混沌映射, 但两者均存在缺点: Tent映射便利性较好, 但当模型有最小周期和不动点时, 会陷入局部循环; Logistic映射局限性较高, 遍历性较弱^[12]。Fuch混沌映射作为离散型混沌映射, 相较于传统的混沌映射, 具有更强的混沌特性和更均衡的遍历性。

Fuch映射表达式为

$$x_{n+1} = \cos\left(\frac{1}{x_n}\right) \quad (10)$$

式中, x_n 为第 n 次迭代的函数值; x_{n+1} 为第 $n+1$ 次迭代的函数值; n 为当前迭代次数。

(2) 自适应惯性权重 ρ

惯性权重在优化算法的迭代进程中起到了至关重要的作用, 它能继承前一次速度更新的经验 and 能力^[13]。较大的惯性权重能够赋予算法更强的全局探索能力, 使得搜索过程能够跨越较大的解空间范围, 有助于快速定位到全局最优解的大致区域; 较小的惯性权重则侧重于对当前解附近的

区域进行局部搜索, 提升算法在局部范围内的收敛速度和准确度。CapSA的惯性权重为固定值, 难以平衡种群的局部和全局搜索能力^[14]。因此使用非线性递减函数来代替 ρ , 公式为

$$\rho = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^{\left(1 - \frac{t}{T}\right)^{0.5}} \quad (11)$$

式中, t 为当前更新次数; T 为最大更新次数。

(3) Lévy飞行策略

由于CapSA中领导者位置更新主要依赖全局最优个体的位置信息, 这会导致领导者位置在每个维度上的变化量快速减小, 使种群中的个体陷入局部最优^[17], 为解决该问题, 引入Lévy飞行策略。

Lévy飞行策略利用Lévy分布的特性, 即在连续的小步长变化过程中随机进行大步长跳跃, 通过交替执行高频短距离搜索与低频长距离跳跃, 加强了全局搜索能力。这使CapSA在寻找最优解的同时, 能够更加精准且快速地收敛, 有效避免了局部最优的问题, 显著提升了算法的整体性能和求解质量。Lévy飞行公式为

$$Ly = \frac{\mu}{|v|^{1/m}} \quad (12)$$

式中, m 为 1.5; μ 和 v 服从 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ 、 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ 的正态分布。

σ_μ 、 σ_v 定义为

$$\sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\alpha) \times \sin\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\alpha}{2}\right) \times \alpha \times 2^{\frac{\alpha-1}{2}}}\right]^{1/\alpha}, \sigma_v = 1 \quad (13)$$

式中, Γ 为Gamma函数; $\alpha=1.5$ 。

领导者改进后的更新方式为

$$x_j^{i+1} = \begin{cases} \tau[lb + \varepsilon(ub - lb)], 0 \leq \varepsilon < 0.1 \\ F + Ly \frac{P_{bf}(v_j^i)^2 \sin 3r}{g}, 0.1 \leq \varepsilon < 0.2 \\ F + Ly \frac{P_{ef} P_{bf}(v_j^i)^2 \sin 3r}{g}, 0.2 \leq \varepsilon < 0.3 \\ x_j^i + Ly v_j^i, 0.3 \leq \varepsilon < 0.5 \\ F + Ly \tau P_{bf} \sin 3r, 0.5 \leq \varepsilon < 0.75 \\ F + Ly \tau P_{bf} (v_j^i - v_{j-1}^i), 0.75 \leq \varepsilon \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中, x_j^{i+1} 为第 j 次迭代第 $i+1$ 个领导者的位置; x_j^i 为第 j 次迭代第 i 个领导者的位置; v_j^i 为卷尾猴个体速度。

(4) 追随者更新优化

在第 j 维空间中, 追随者 $i+1$ 的位置更新受到前一个追随者 i 的影响。这种更新机制通过计算两者位置的中点进行。然而, 一旦追随者 i 的位置出现较差的适应度值, 便会影响下一代追随者 $i+1$ 的位置。这种更新方式可能使 CapSA 陷入局部最优, 从而影响算法的收敛速度和准确性。为了规避这种盲目跟随, 需要对追随者位置的更新策略进行调整。新的更新方式使用差分策略, 使追随者的运动轨迹根据种群中的食物位置和前一个粒子位置进行迭代^[16]。这样的更新策略不仅有助于提升算法的寻优准确度, 还能加速算法的寻优速度。追随者位置更新公式为

$$\begin{cases} w = 0.2 + 0.8e^{-(4(t/T))^2} \\ x_j^i = x_d^i + w(F - x_d^i) + w(x_d^i - x_j^{i-1}) \end{cases} \quad (15)$$

式中, x_j^i 为第 i 个卷尾猴在维度 j 上的位置; x_j^{i-1} 为第 $i-1$ 个卷尾猴在维度 j 上的位置。

2.3 HCapSA 的新机制

(1) 算法重启机制

CapSA 需要实时追踪最大功率点, 因为光照、温度等外部环境的变动会导致光伏阵列的输出功率产生波动。为确保算法不会陷入停滞状态, 并适应光照环境变化的需求, 当输出功率 P 的变动满足特定条件时, 算法将重新启动以重新执行 MPPT。通过这一机制, HCapSA 能够灵活应对环境变化, 持续有效地找到最大功率点, 确保光伏系统的稳定运行和高效发电。算法重启条件为

$$\begin{cases} t > T \\ \frac{|P - P_m|}{P_m} \geq 0.1 \end{cases} \quad (16)$$

(2) 算法切换机制

将改进的 CapSA 与自适应扰动观察法相结合, 得到一个复合 MPPT 控制算法。当存在多个峰值时, 首先使用改进的 CapSA 进行全局寻优, 利用其寻优策略快速寻找到全局最大功率点。当种群到达全局最大功率点附近时, 切换到自适应扰动观察法进行

局部寻优, 使种群快速收敛, 减小振荡。HCapSA 流程如图 3 所示。切换条件为

$$\max_{1 \leq a, b \leq N} \left\{ |x_j^a - x_j^b| \right\} < 0.002 \quad (17)$$

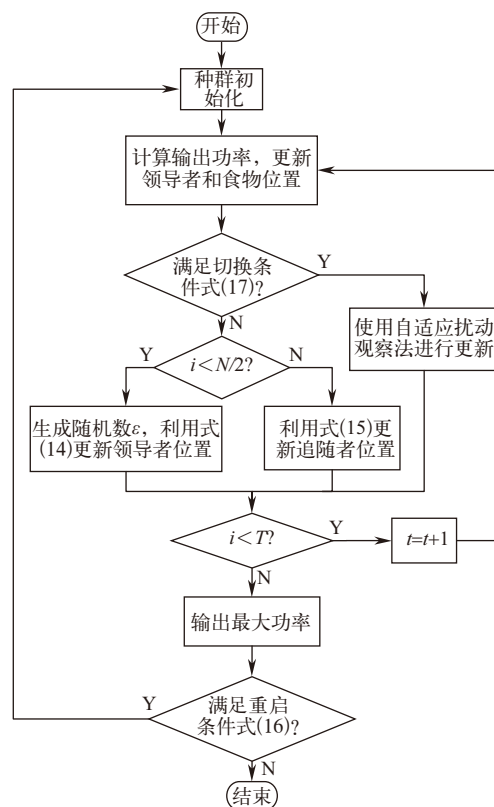


图 3 HCapSA 流程

Fig. 3 Flowchart of HCapSA

3 仿真实验

本节通过仿真实验, 验证在局部遮阴时, 光照强度不变和发生突变两种情况下, HCapSA、CapSA、MVO 和 SSA 四种算法在光伏 MPPT 控制中的追踪效果。

3.1 静态均匀光照下的仿真结果

温度为 25 ℃, 光照强度按模式 1 进行设置, 并进行多次仿真, 仿真结果如图 4 所示。

在均匀光照的条件下, MVO、SSA、CapSA 均可以追踪到最大功率点, 但收敛速度较慢, 而本文提出的 HCapSA 能更快到达最大功率点。其中, MVO 跟踪到最大功率点用时最长, 需要 0.14 s 左右; SSA 需要 0.13 s 左右; CapSA 需要 0.12 s 到达全局最优点; HCapSA 需要 0.04 s 左右。证明 HCapSA 可以在前期功率振荡幅度较小

的情况下, 用最短的时间找到并追踪最大功率点, 在均匀光照条件下具有更好的追踪性能。

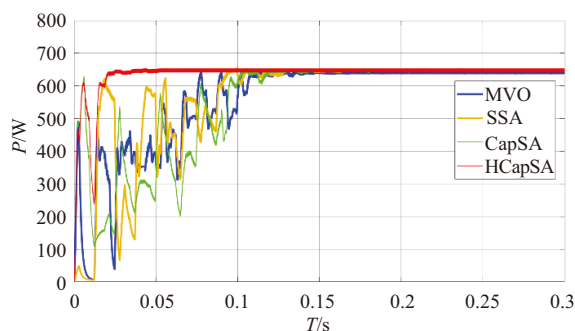


图4 静态均匀光照情况功率变化曲线

Fig. 4 Power change curve for static uniform light condition

3.2 静态遮阴光照下的仿真结果

温度为25℃, 光照强度按模式2进行设置, 并进行多次仿真, 仿真结果如图5所示。

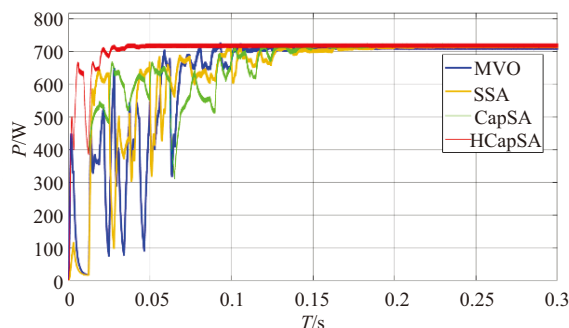


图5 静态遮阴光照情况功率变化曲线

Fig. 5 Power change curve for static shade light condition

将光照条件从均匀光照变成遮阴光照条件, 由图5观察到MVO、SSA、CapSA仍可以追踪到最大功率点附近, 但遮荫条件下追踪时间变长。SSA跟踪到最大功率点用时最长, 需要0.18 s左右; MVO虽然用时优于SSA算法, 但先在0.12 s左右到达了局部最优点714 W, 然后才在0.14 s到达717 W; CapSA需要0.14 s到达全局最优点718.4 W; HCapSA在遮阴条件下仍只需要0.04 s左右。从追踪速度和振荡范围分析, HCapSA在遮阴光照条件下仍具有良好的追踪性能。

3.3 动态遮阴光照下的仿真结果

温度为25℃, 光照强度在0~0.3 s时采用模式2的参数, 在0.3~0.6 s时采用模式3的参数, 进行多次仿真, 仿真结果如图6所示。

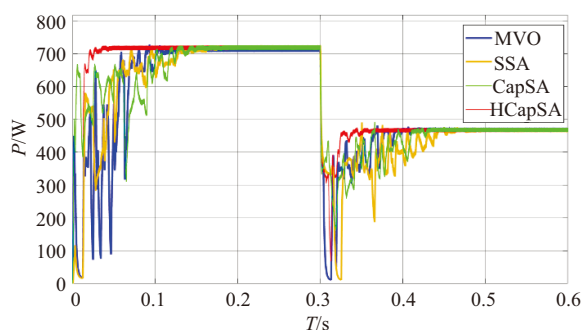


图6 动态遮阴光照情况功率变化曲线

Fig. 6 Dynamic shading light condition power change curve

由图6观察到SSA在改变光照强度后振荡幅度变大, 在第二次改变后收敛所需时间在0.18 s左右; MVO和CapSA在改变光照强度后可以在0.14 s左右找到最大功率点, 但仍存在前期波动幅度较大、收敛速度较慢的问题。而HCapSA在光照强度改变的情况下, 仍在0.04 s左右收敛到最大功率点。证明在光照条件变化后, 虽然HCapSA的功率振荡幅度受到影响, 但性能仍是四种算法中最优, 说明其具有较好的环境适应性。

表2为三种不同光照条件下的四种算法寻优结果的对比。通过表2可知, 与MVO、SSA和CapSA等寻优算法相比, HCapSA在稳定性、准确度和收敛速度上得到了改进, 并且在光照强度发生突变时性能影响最小, 证明HCapSA不仅跟踪性能更好, 稳定性更强, 还能应对光照强度突变的情况。从仿真结果来看, 该算法能有效解决遮阴条件下光伏MPPT易陷入局部最优、寻优速度慢的问题, 并在一定程度上提高光伏系统的输出功率。

表2 三种模式下的算法寻优结果对比

Tab. 2 Comparison of algorithmic optimisation results in three modes

条件	算法类型	平均追踪功率 /W	MPPT 准确度 (%)	收敛时间 /s
模式 1	MVO	645.9	99.76	0.14
	SSA	646.5	99.84	0.13
	CapSA	647.3	99.96	0.12
	HCapSA	647.5	99.99	0.04

(续)

条件	算法类型	平均追踪 功率 /W	MPPT 准 确度 (%)	收敛时间 /s
模式 2	MVO	717.3	99.76	0.14
	SSA	718.3	99.87	0.18
	CapSA	718.4	99.90	0.14
	HCapSA	719.0	99.98	0.04
模式 3	MVO	467.9	99.82	0.44
	SSA	467.5	99.74	0.48
	CapSA	468.4	99.93	0.43
	HCapSA	468.7	99.97	0.34

4 结束语

在局部遮阴条件下，传统MPPT算法会因光伏电池的*P-V*曲线呈现多峰值的特性而陷入局部最优。本文针对该问题提出HCapSA，使用Fuch混沌映射初始化种群，使种群多样性提高；在领导者更新公式中加入Lévy飞行策略和自适应因子，增强全局搜索能力，提高收敛速度；使用差分策略使种群中的跟随者能跳出局部最优；将自适应扰动观察法引入改进的CapSA，将传统算法的局部快速收敛的特性与元启发式算法优秀的全局寻优能力结合，既能保证算法在全局寻优的准确性，又能提高算法在全局最优点的收敛速度。与MVO、SSA、CapSA相比，本文提出的HCapSA在静态和动态环境中都能快速准确地到达全局最优点，有良好的寻优性能，有效提高光伏发电系统的输出功率。

参考文献

[1] 武雅君. “双碳”目标下我国清洁能源发电现状与发展趋势[J]. 电气技术与经济, 2023(1): 121-124.

[2] 姜克隽, 贺晨旻. 我国绿电规模化交易主要影响因素分析及政策建议[J]. 中外能源, 2024, 29(3): 1-6.

[3] 刘祚松, 王红艳, 周蒙恩, 等. 基于电导增量法的全局最大功率点跟踪算法[J]. 电气工程学报, 2023, 18(2): 245-253.

[4] 王红艳, 胡冠中, 方如举. 基于简化PSO算法和扰动观察法的光伏MPPT控制[J]. 电源技术, 2023, 47(8): 1095-1098.

[5] 李泽. 局部阴影下光伏电池最大功率点跟踪方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.

[6] 王硕禾, 郑俊观, 陈祖成, 等. 基于改进粒子群优化算法光伏阵列多峰值MPPT的研究[J]. 可再生能源, 2019, 37(6): 879-885.

[7] 姜萍, 栾艳军, 张伟, 等. 局部遮阴下基于d改进PSO的多峰值MPPT研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 140-145.

[8] 李大虎, 周泓宇, 周悦, 等. 基于多元宇宙优化算法的混合光伏-热电系统MPPT设计[J]. 中国电力, 2023, 56(11): 197-205.

[9] 王加健, 帕孜来. 马合木提, 等. 基于改进樽海鞘群算法的光伏系统MPPT研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 191-197.

[10] 李季, 阎鑫, 孙文涛, 等. 基于BP神经网络与改进粒子群的光伏MPPT算法[J]. 电源技术, 2022, 46(2): 186-189.

[11] 瞿崎, 谭功全, 庞宏杰, 等. 基于改进白骨顶鸡算法的局部荫蔽光伏MPPT[J]. 电子测量技术, 2024, 47(7): 55-60.

[12] 陈心怡, 张孟健, 王德光. 基于Fuch映射的改进白鲸优化算法及应用[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(8): 1482-1492.

[13] 花赞昊, 朱武, 靳一奇, 等. 基于自适应变异粒子群算法的光伏MPPT控制研究[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 219-225.

[14] 白小惠, 莫思特, 范松海, 等. 基于NACS-PSO算法的光伏系统MPPT控制研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3): 62-70.

[15] 田小情, 张著洪. 改进型卷尾猴搜索算法及光伏电池参数辨识[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(4): 135-141, 146.

[16] 吴程昊, 莫路锋. 基于改进狮群算法的支持向量机参数优化方法[J]. 现代电子技术, 2022, 45(14): 79-83.

作者简介

王鑫舟（2001—），男，硕士研究生，主要研究方向为光伏发电技术和光伏并网控制。

（收稿日期：2024-11-15）