DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.110 **中图分类号**：TM615 **文献标志码**：A

改进 LGWO 和变步长 P&O 的光伏阵列功率跟踪策略

刘宝宏，陈 斌，钱立峰，史一诺，吕 莉
(江西水利电力大学信息工程学院，南昌 330099)

摘要：针对局部阴影情况下光伏阵列输出功率多峰值导致传统灰狼优化算法跟踪最大功率点收敛速度慢、搜索精度低且易陷入局部最优的问题，提出1种嵌入莱维飞行的改进灰狼优化和变步长扰动观察法算法。全局搜索中提出的新型非线性收敛因子提升了灰狼优化算法的收敛速度和搜索精度，通过初始化种群正态分布进一步提升灰狼搜索效率；嵌入莱维飞行增加了全局搜索随机性，避免了搜索过程陷入局部最优；局部搜索中通过变步长扰动观察法实现全局最大功率点快速捕获。为验证算法的有效性，构建了已发表灰狼优化GWO (grey wolf optimization)算法和嵌入莱维飞行的改进GWO和变步长扰动观察ILGWO-VP&O(improved Levy-flight GWO and variable-step perturbation & observation)算法的光伏发电系统，并进行实验验证。实验结果表明，提出的ILGWO-VP&O算法动态响应速度最快，稳态控制精度最优。

关键词：光伏发电系统；局部阴影；最大功率点跟踪；改进灰狼优化算法；变步长扰动观察法；莱维飞行策略

Photovoltaic Array Power Tracking Strategy with Improved Levy-flight Grey Wolf Optimization and Variable-step Perturbation & Observation

LIU Baohong, CHEN Bin, QIAN Lifeng, SHI Yinuo, LÜ Li
(School of Information Engineering, Jiangxi University of Water Resources and Electric Power, Nanchang 330099, China)

Abstract: Aimed at the problems of slow maximum power point tracking (MPPT) convergence speed, low searching accuracy and susceptibility to falling into local optimum in the traditional grey wolf optimization (GWO) algorithm caused by multi-peak output power of photovoltaic (PV) arrays under partial shadow conditions, an algorithm with an improved Levy-flight GWO and variable-step perturbation & observation (ILGWO-VP&O) method is proposed. During the global searching, a new nonlinear convergence factor is put forward to improve the convergence speed and searching accuracy of the GWO algorithm, and the population with normal distribution is initialized to further improve the searching efficiency. Levy-flight is embedded to increase the randomness of global searching, so as to avoid the local optimum during the searching process. The VP&O method is used in the local searching to quickly capture the maximum power point at the global level. To verify the validity of the proposed algorithm, a PV power generation system was built for different published GWO algorithms and the ILGWO-VP&O algorithm, and these algorithms were experimentally verified. Experimental results show that the proposed ILGWO-VP&O algorithm has the fastest dynamic response speed, as well as the best steady-state control accuracy.

Keywords: Photovoltaic (PV) power generation system; partial shadow; maximum power point tracking (MPPT); improved grey wolf optimization (GWO) algorithm; variable-step perturbation & observation (VP&O) method; Levy-flight strategy

收稿日期：2024-01-04；**修回日期**：2024-03-07；**录用日期**：2024-03-27；**网络首发日期**：2024-04-26
基金项目：江西省教育厅科学技术研究资助项目(GJJ190954)；国家自然科学基金资助项目(61961025, 62066030)；江西省自然科学基金资助项目(20202BABL202001)
This work is supported by Jiangxi Provincial Department of Education Scientific and Technological Research Project under the grant GJJ190954; National Natural Science Foundation of China under the grants 61961025 and 62066030; Jiangxi Provincial Natural Science Foundation under the grant 20202BABL202001

近几年，气候问题成为全球关注的重点，石油、煤等化工能源的过度使用导致全球碳排放显著增加，已经成为气候变化的主要因素。太阳能作为自然界中的可再生能源，因清洁、环保、覆盖范围广等优点成为能源供应的有效途径之一。通常，太阳能通过光伏发电系统实现能量的获取和电能供应，然而受限于太阳光照随时间动态变化的特性，光伏发电系统的能量转换效率与环境温度、光照强度和输出电压等密切相关，最大功率点跟踪 MPPT (maximum power point tracking)技术是维持光伏发电系统最优输出功率的关键。当光伏阵列被外界物体(如乌云、树叶、鸟群等)遮挡时，其接收表面呈现局部阴影的情况，其输出的功率特性曲线呈现多个峰值[1]，导致传统 MPPT 控制策略(如恒定电压 CVT(constant voltage tracking)法、扰动观察 P&O (perturbation and observation)法、电导增量 INC(incremental conductance)法)因易于陷入局部最优而无法实现 MPPT。

针对上述问题，国内外学者提出智能优化算法以实现多峰值最大功率点跟踪，如粒子优化群 PSO (particle swarm optimization)算法[2-3]，灰狼优化 GWO(grey wolf optimization)算法[4]，布谷鸟搜索 CS(cuckoo search) 算法[5]。在这些智能优化算法中，GWO 算法因调整参数少、全局搜索能力强和求解精度高的优势而受到广泛关注。传统 GWO 算法在计算局部遮阴下多峰值 MPPT 时的收敛速度和搜索精度呈现负相关特性，导致算法为保证稳态精度不得不以收敛速度为代价。为提升传统 GWO 算法的收敛速度，国内外学者研究了将传统 GWO 算法和其他算法结合来构成复合算法实现局部阴影状态下的光伏阵列的最大功率点跟踪，通过其他算法来缓解收敛速度和稳态精度之间的矛盾。虽然这些复合算法种类繁多，但按照其他算法的属性可以将其近似划分为 2 种。第 1 种复合方法是将 GWO 算法和传统 MPPT 算法相互融合，如 GWO-P&O[6-8]、GWO-INC[9-10]。这种复合算法通过在局部搜索引入传统算法能够提升算法收敛速度和动态追踪效率，如采用 GWO 和 P&O 算法进行 MPPT 跟踪，相比于传统 GWO 算法提升了 1.11%的追踪效率[6]，光照状态变化时动态跟踪响应更加准确和快速[7]；而 GWO 算法和 INC 算法复合，通过 INC 算法来局部搜索提升算法收敛速度和减少稳态振荡[9]，同时，相对于 GWO 和 P&O 复合算法，GWO 和 INC 复合算法的收敛速度更快，稳态波动更小[10]。第 2 种复合方法是通过将 GWO 和其他元启发算法进行复合提升算法整体性能，如 GWO-PSO，CS-GWO 等算法。GWO 和 PSO 2 种算法复合构成的 GWO-PSO 复合算法在搜索初期利用 GWO 来扩展搜索空间降低其限于局部最优的风险，在搜索后期通过 PSO 算法来加快其收敛速度，从而充分利用 2 种算法的优点[11]；通过将 CS 与 GWO 算法相结合能够解决传统 GWO 方法转换时间长、稳态振荡大、故障率高等问题[12]；混沌映射策略融合 GWO 复合算法是通过生成混沌序列作为灰狼初始种群个体，能够增强初始解遍历的均匀性，保证混合算法在前期有较快收敛速度的同时在后期也拥有较好的全局寻优能力[13]；将差分进化 DE(differential evolution)和 GWO 构成双层结构来进行 MPPT，应用更替和反哺操作协同搜索光伏发电系统的输出功率最大化占空比，实验表明跟踪效率达到 99.63%[14]。这些 GWO 和其他算法构成的复合算法在实际应用中会受到相应算法的限制，如 GWO 和 P&O 构成复合算法虽然能够通过 P&O 算法大幅度提升其跟踪速度，接近最大功率点附近，但 P&O 算法的步长无法根据跟踪状态变化进行自适应调整，导致在稳态时输出功率存在一定振荡；而混沌映射策略的 GWO 复合算法中静态混沌映射策略对初值设置较敏感，搜索时间可能会很长，将无法保证足够的精度和速度，直接影响混沌搜索的遍历性能[13]。

GWO 在多峰值 MPPT 全局搜索时依然存在陷入局部最优的风险。为降低 GWO 算法陷入局部最优的风险，科研人员将莱维飞行嵌入 GWO 算法从而构建新型的 GWO 算法，如莱维飞行灰狼优化 LGWO(Levy-fliaght GWO)[15]，LGWO-P&O[16]等，这些算法通过莱维飞行搜索策略，提高算法的全局搜索能力，避免搜索过程陷入局部最优，从而实现

跟踪速度与求解精度 2 方面的提升[15-17]。

现有各种 GWO 改进算法虽然在某一方面能够提升效率，但针对越来越复杂的局部阴影外部环境，受限于 GWO 算法固有特点，如 GWO 在追踪目标过程中采用线性收敛因子导致其搜索过程效率低下，现有的各种 GWO 改进算法收敛速度慢、易陷入局部最优、稳态振荡幅度大等问题依然亟待解决。为此，本文提出 1 种嵌入莱维飞行的改进 GWO 和变步长扰动观察 ILGWO-VP&O(improved Levy-flight GWO and variable-step perturbation & Obervation)算法，通过在 GWO 算法中采用新型分区域非线性收敛因子和正态化灰狼初始位置提升算法跟踪速度；通过嵌入莱维飞行策略增加搜索范围的随机性，提升全局搜索效率；通过变步长扰动观察法提升局部搜索全局最大功率点速度，同时降低稳态的振荡幅度。实验结果表明该改进算法相对于已有 GWO 算法跟踪速度更快，动态性能更优。

1 局部阴影光伏阵列输出特性

1.1 光伏电池数学模型

光伏发电系统的正常工作取决于光伏电池的光生伏特效应。光伏电池可以采用电流源、二极管、电容及电阻近似，图 1 为光伏电池等效电路模型[12]。

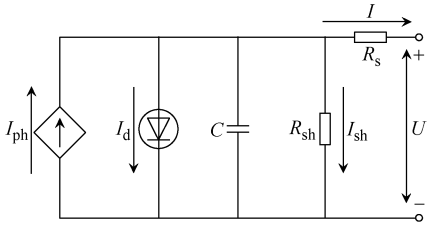


图 1 光伏电池等效电路模型

Fig. 1 Equivalent circuit model of photovoltaic cell

图 1 中：I_{ph} 为光伏电池产生的光生电流，其数值与温度和光照相关；I_d 为二极管的正向电流；I_{sh} 为二极管旁路电流；I 和 U 为光伏电池的输出电流和输出电压；R_{sh} 为硅晶缺陷产生的旁路电阻；R_s 为等效串联电阻；C 为结电容。一般情况下，结电容 C 对电流输出影响不大，可以忽略。根据基尔霍夫电流定律 KCL(Kirchhoff's current law)可知 I 为

$$I = I_{sc}\cdot\left[\frac{S}{1\,000}+K_0\cdot(T-T_{ref})\right]-I_0\cdot \left[\mathrm{e}^{\frac{q(U+IR_{sh})}{a_0KT}}-1\right]-\frac{U+IR_s}{R_{sh}} \tag{1}$$

式中：I_0 为二极管反向饱和电流；I_{sc} 为标准测试条件(光照 1 000W/m^2，温度 25 ℃)下的短路电流；a_0 为二极管 PN 结理想参数；K 为玻尔兹曼常数，K=1.38×10^{-23} J/K；q 为 1 个电子的电荷量，q=1.6×10^{-19} C；T 为光伏电池环境温度；T_{ref} 为参考温度；S 为光照强度；K_0 为温度系数。

1.2 局部阴影光伏阵列特性曲线

图 2 为光伏阵列的单个模块标准光照和局部阴影的对比，光伏模块由 3×2 的光伏电池串并联构成，每 1 个光伏电池并联 1 个二极管，避免光伏电池电流不均而发生热斑效应[2]。

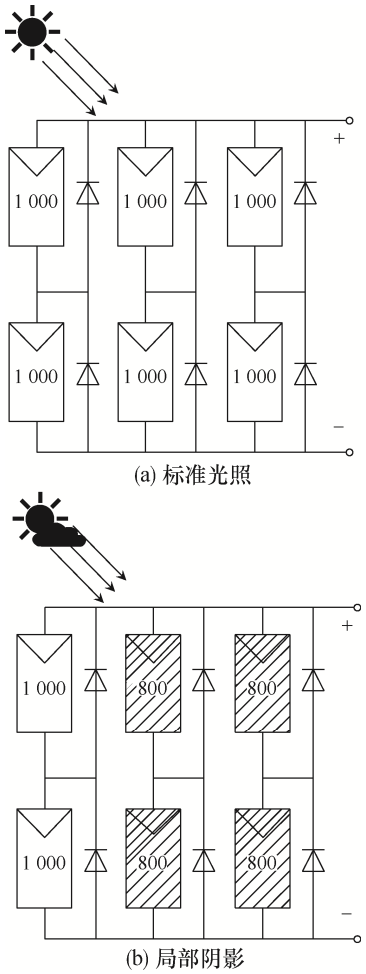


图 2 3×2 光伏电池构成光伏模块示意

Fig. 2 Schematic of photovoltaic modules composed of 3×2 photovoltaic cells

实际应用中为提升总输出功率，通常将多个光伏模块串联构成光伏阵列，在本文中，光伏阵列由4个光伏模块串联组成。在实验仿真平台 MATLAB/Simulink 中构建对应模型，保持环境温度 25 ℃不变，分别对光伏模块给定不同光照强度以模拟局部阴影工作环境，各个模块的光照强度见表 1，表中“*”表示阵列 2 的光照如图 2(b)所示，左边 2 个光伏电池的光照强度为 1 000 W/m^2，右边 4 个光伏电池的光照强度为 800 W/m^2。

表 1　光照强度数值

Tab. 1 Values of illumination intensity

光照模式	光照强度/(W/m^2)			
	阵列 1	阵列 2	阵列 3	阵列 4
模式 1	1 000	1 000	1 000	1 000
模式 2	1 200	1 000/800*	800	500
模式 3	1 200	1 000/800*	800	800

图 3 为上述不同模式下光伏阵列输出的 *P-U* 曲线。模式 1 的最大功率为 5 136.5 W，模式 2 的最大功率为 3 273.7 W，模式 3 的最大功率为 4 274.8 W。在模式 1 条件下，光伏阵列由于所处的光照均匀，因此 *P-U* 曲线只存在 1 个峰值；模式 2 和模式 3 由于外界环境阴影遮蔽，因此模块光照呈现不均匀性，其 *P-U* 曲线出现多个峰值。局部阴影情况下，光伏阵列输出存在 1 个全局最优功率点和多个局部最优功率点，当局部阴影越复杂时，其输出的多个峰值差异越明显，如模式 2 所示。

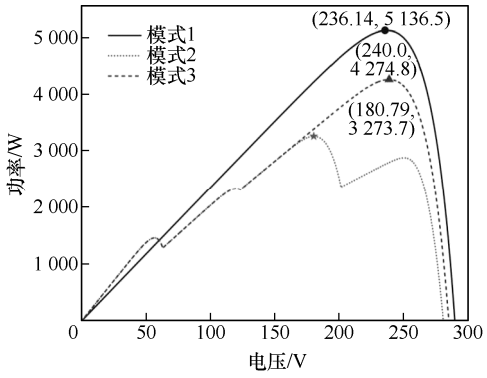


图 3　不同模式光伏阵列 *P-U* 曲线

Fig. 3 *P-U* curves for photovoltaic arrays in different modes

2　局部阴影下的改进 GWO 算法

2.1　传统 GWO 算法及其局限

GWO 算法是受灰狼启发的智能算法，该算法根据灰狼的社会等级将捕食任务分配给不同的灰狼群体，通过更新种群适应度搜寻更优解，以实现算法的全局优化[19]。在 GWO 算法中，灰狼种群具有严格的等级制度划分，在种群中划分 4 个等级：α、β、δ 和 ω。每只灰狼代表种群中的 1 个候选适应度的解，其中 α 狼对应最优适应度，在狼群中负责决策，起着领导者的作用，被称作群体最优适应度的解[6]。次优适应度的解记为 β，第三最优适应度的解记为 δ，剩下的适应度的解记为 ω。α、β 和 δ 狼负责追捕行为，ω 狼负责根据最佳候选解的位置完成围剿和捕食任务。

在使用 GWO 算法求解函数优化问题时，先对灰狼种群做初始化操作，假设灰狼种群中灰狼数量为 N，在 d 维搜索空间中，对应狼群追踪猎物的数学模型[9]可表示为

$$D=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}(t)-\boldsymbol{X}(t)\right| \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}(t)-\boldsymbol{A}D \tag{3}$$

$$\boldsymbol{A}=2a\boldsymbol{r}_1-a \tag{4}$$

$$a=2-\frac{2t}{T} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{C}=2\boldsymbol{r}_2 \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{X}(t)$为灰狼个体在第 t 次迭代的位置向量；$\boldsymbol{X}(t+1)$为灰狼更新后的位置；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}(t)$为第 t 次迭代时猎物的位置向量；D 为灰狼与猎物间的距离；$\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{C}$ 为系数向量；a 为收敛因子，随着迭代的进行从 2 线性递减到 0；$\boldsymbol{r}_1$ 和 $\boldsymbol{r}_2$ 为[0,1]的随机向量；T 为算法的总迭代次数。灰狼种群位置更新公式[10]为

$$\begin{cases} D_\alpha=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_\alpha-\boldsymbol{X}(t)\right| \\ D_\beta=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_\beta-\boldsymbol{X}(t)\right| \\ D_\delta=\left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_\delta-\boldsymbol{X}(t)\right| \end{cases} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\frac{(\boldsymbol{X}_\alpha-A_1D_\alpha+\boldsymbol{X}_\beta-A_2D_\beta+\boldsymbol{X}_\delta-A_3D_\delta)}{3} \tag{8}$$

式中：D_α、D_β、D_δ 分别为剩余狼群个体 ω 与最佳位置的狼群个体 α、β、δ 间的距离；X_α、X_β、X_δ 分别为狼群个体 α、β、δ 的位置；A_1、A_2 和 A_3 分别为与 A 相关的系数，他们的值在[$-A$，A]间变化。

传统 GWO 算法采用式(5)的线性收敛因子迭代方法，迭代过程中会因线性关系导致全局搜索时间和局部搜索时间不足，难以快速跟踪到全局最大功率点区域，算法跳出局部最优解的能力较弱，导致算法勘探开采全局最优解的能力较低。传统 GWO 算法的另一个局限是其初始化种群采用随机初始化方式生成，无序的灰狼个体分布容易导致灰狼个体前期初始位置较最优解位置远，导致算法在全局搜索过程中振荡幅度大且需要较多的迭代次数至最大功率点附近，降低了算法的搜索速度。

2.2 改进的 GWO 算法

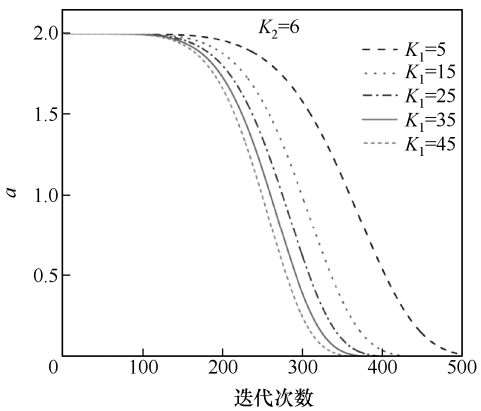
2.2.1 新型分区域非线性收敛因子

为提升GWO算法针对复杂局部阴影的搜索速度，本文根据指数函数非线性特点提出了 1 种新型分区域非线性收敛因子，表达式为

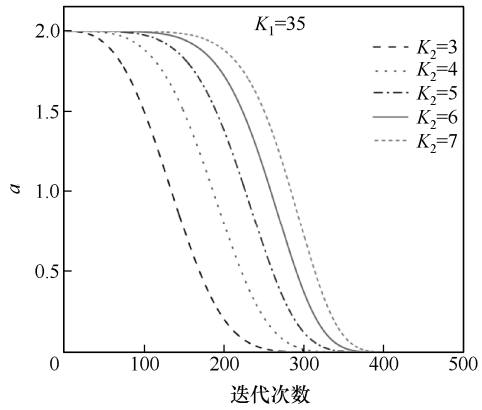
$$a = 2\mathrm{e}^{-K_1\left(\frac{t}{T}\right)^{K_2}} \tag{9}$$

式中，K_1、K_2 分别为非线性区域控制系数，控制全局搜索区域和局部搜索区域的比例关系及过渡区域的迭代速率。

该分区域非线性收敛因子的 a 曲线如图 4 所示，其在收敛初期变化缓慢，保证前期迭代过程中速度平缓，前期迭代过程中收敛因子处于较大数值，从而利于全局搜索，能够扩大前期搜索全局勘探能力和搜索范围，提升搜索效率；中期寻优时，收敛因子快速递减从而大幅提升算法跟踪速度；在迭代末期变化缓慢，收敛因子处于较小值，从而保证搜索末期的精细搜索精度，增强算法局部开发能力，提升收敛精度。



(a) K_2不变



(b) K_1不变

图 4 收敛因子参数调整对比

Fig. 4 Comparison of convergence factor parameter adjustment

为分析 2 个因子对算法搜索能力的影响，图 4 同时仿真了 2 个系数分别变化情况下的收敛因子。图 4(a)中，保持 K_2 不变时，曲线随着 K_1 逐渐增大，整体往左移动，总的迭代次数中收敛因子较大的数值区域($a \geqslant 1.8$)占比减小，而收敛因子较小的数值区域($a \leqslant 0.2$)占比增大，表明随着 K_1 的增加，算法的全局勘探能力降低，而局部开发能力增强；当 K_1 增加到 35 附近时，2 个区域变化基本上处于稳定。图 4(b)中，保持 K_1 不变，变化 K_2，曲线随着 K_2 的增大，总的迭代次数中收敛因子处于较大数值区域占比增加而较小数值区域占比减小，算法前期的全局勘探能力增加，而后期的局部开发能力降低，当 K_2 增加到 6 时，收敛因子数值较大区域和数值较小区域占比最接近，二者比值约为 1.09。为兼顾算法的全局勘探能力和局部开发能力，K_1 和 K_2 优化取值为 35 和 6。

为对比不同收敛因子的收敛速度，图 5 绘制了本文的新型分区域非线性收敛因子、传统 GWO 的线性收敛因子和余弦收敛因子[15]的对比曲线，传统

GWO 线性收敛因子的全局搜索时间和局部搜索时间相同，虽然兼顾了算法全局勘探和局部开发能力，但由于收敛因子处于较大数值区域和较小数值区域在整个搜索过程中的占比有限，因此算法全局勘探能力有限，容易陷入局部最优，且局部收敛精度有限，算法总体准确性降低。余弦收敛因子充分平衡了全局搜索和局部搜索，其收敛速度在初期较慢，而在中后期较快，收敛因子能够根据迭代状态调整，然而由于其后期收敛速度快，不利于收敛后期的精细搜索。而本文提出的新型分区域非线性收敛因子能够有效避免上述问题，通过分区域改变收敛速度从而更快更准确地收敛于全局最优解附近。

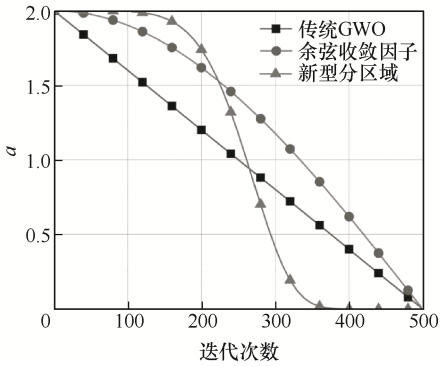


图 5　收敛因子曲线对比

Fig. 5 Comparison among convergence factor curves

2.2.2　GWO 算法正态分布的初始化策略

GWO 的跟踪性能同样受种群分布的影响。在算法迭代之前，传统 GWO 算法的灰狼个体一般采用随机方式初始化位置信息，不能获得最优解的位置，因为随机初始化会导致搜索时间变长、可行解范围增大，为克服这些问题，本文提出利用正态分布初始化 GWO 算法提升搜索性能。设定灰狼种群个体 X 服从位置参数为 μ(期望)、尺度参数为 σ(标准差)的正态分布，对应的概率密度函数为

$$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}] \tag{10}$$

在 MPPT 控制中，灰狼的位置对应 DC-DC 控制器的占空比信号，为缩小灰狼分布空间，实际使用中设置占空比范围为 0~0.7，在式(10)中，取 μ=0.35、σ=0.1，保障灰狼个体聚集于中间值的两侧附近。相对于灰狼种群均匀分布初始化策略[16]，该正态分布的初始化策略可减少初始种群聚集至最优解附近的时间，提升了算法的搜索效率。

2.3 莱维飞行策略嵌入

在 GWO 算法的勘探过程中，算法种群位置更新由 3 头精英狼主导，由于最好的 α 狼会引领其他的狼靠近全局最优解，因此其在狼群中担当至关重要的角色。在搜索过程中，其他狼的趋近会导致群体多样性的丧失，导致控制算法过早收敛且陷入局部最优陷阱。在改进 GWO 的前提条件下，引入莱维飞行策略更新新一代精英狼 α 的位置，以此扩大搜索范围，跳出局部最优陷阱，保证算法迭代前期的搜索效率，其计算公式为

$$\boldsymbol{X}_{\alpha}(t+1)=\lambda L_{\mathrm{v}}[\boldsymbol{X}_{\alpha}(t)-\boldsymbol{X}(t)]+\boldsymbol{X}(t) \tag{11}$$

式中：λ 为步长调整系数，本文中取 0.01；$\boldsymbol{X}_{\alpha}(t)$ 为精英狼 α 的当前位置；L_{v} 为飞行步长，由于莱维分布具有随机性，因此目前常使用随机游走(Mantegna)算法模拟步长公式，具体为

$$L_{\mathrm{v}}=\frac{\mu}{|v|^{1/\beta_0}} \tag{12}$$

式中：β_0 为 1 个随机参数，处于[0,2]之间，用于扩大搜索随机性；μ 和 v 服从 $\mu\sim N(0,\sigma_\mu^2)$、$v\sim N(0,\sigma_v^2)$ 的正态分布，其中

$$\begin{cases}\sigma_\mu=\left\{\dfrac{\Gamma(1+\beta_0)\sin(\beta_0\pi/2)}{\beta_0\Gamma(1+\beta_0/2)2^{[(\beta_0-1)/2]}}\right\}^{1/\beta_0}\\ \sigma_v=1\end{cases} \tag{13}$$

3　变步长 P&O 策略及复合算法实现

3.1 变步长 P&O 法

P&O 法因结构简单、易于实现而成为应用最广泛的 MPPT 方法[20]。文献[6]提出虽然 GWO-P&O 控制方法在静态工作环境中相比于传统 GWO 具有良好的跟踪效果，但在 GWO 切换为 P&O 算法跟踪 MPP(maximum power point)后，恒定的扰动电压容易导致振荡和误判，从而造成不必要的能量流失。对于变化的环境，定步长 P&O 控制跟踪至最优解附近需要更长的稳定时间且难以保证系统稳

定性和鲁棒性，容易使 MPPT 控制器出现跟踪速度与稳态精度的矛盾。

为克服定步长 P&O 的上述问题，本文引入变步长 P&O 的 VP&O(variable-step perturbation & observation)方法，通过变步长系数 δ_v 实现跟踪速度和稳态精度间的平衡。由光伏曲线分析可知，在距离最大功率点 MPP(maximum power point)较远时，*P*-*U* 特性曲线斜率大，d*P* 的增量大，需要施加的步长 d*U* 也大；接近 MPP 时，*P*-*U* 曲线斜率减小，所需施加的步长 d*U* 也对应减小。变步长速度因子 δ_v 的计算公式[21]为

$$\delta_v \leqslant \frac{U_{\text{step-max}}}{\left|\mathrm{d}P/\mathrm{d}U\right|_{\max}} \tag{14}$$

式中：$U_{\text{step-max}}$ 为本文提出的定步长扰动观察法允许的最大步长；$|\mathrm{d}P/\mathrm{d}U|_{\max}$ 为

$$\left|\frac{\mathrm{d}P}{\mathrm{d}U}\right|_{\max} \approx \left|\frac{P|_{nU_{\text{oc}}} - P|_{U_{\text{ref}}=U_{\text{oc}}}}{nU_{\text{oc}} - U_{\text{oc}}}\right| = \left|\frac{nI_{U_{\text{ref}}=nU_{\text{oc}}}}{n-1}\right| \tag{15}$$

式中：*n* 为接近于 1 的系数；U_{oc} 为光伏阵列的开路电压。变步长速度因子 δ_v 可先由式(14)和式(15)计算其范围，再通过实验调整决定其最终的取值。本文提出的 VP&O 方法的控制流程如图 6 所示。

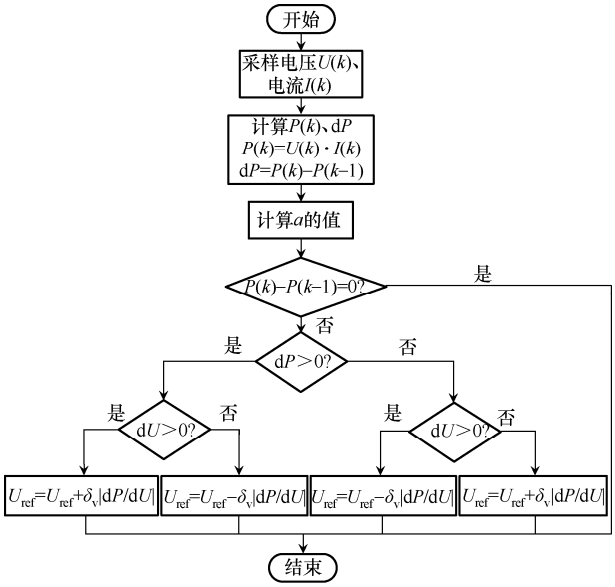


图 6 VP&O 方法流程图

Fig. 6 Flow chart of VP&O method

δ_v 的设定可有效解决外界环境突变的功率振荡问题，d*P* 随 d*U* 的变化而变化，总体具有先增后减的规律，其随着与最大功率点的相对距离的大小而变化。综上分析，δ_v 乘以|d*P*/d*U*|可自适应改变扰动步长，提高算法跟踪速度并减小后续功率波动。

3.2 复合算法实现

由于 VP&O 法具有跟踪速度快的特点，本文将改进的 LGWO 算法和 VP&O 算法相结合，以此提升传统算法的搜索效率和降低传统 P&O 法跟踪至最大功率点附近的稳态振荡。局部阴影情况下，光伏电池的输出呈现多峰值特点，导致各种跟踪算法容易陷入局部最优而无法搜索输出最大功率点，同时，准确搜索最大功率点也是关键。复合算法通过 2 部分算法来实现多峰值功率点的最大峰值点跟踪。改进的 LGWO 算法主要用于全局搜索，保证算法收敛于最大功率峰值点附近，同时避免跟踪过程局部最优；VP&O 算法用于局部搜索，准确搜索到最大功率时，保证振荡最小。当改进的 LGWO 算法搜索到最大功率点附近时，精确跟踪最大功率峰值点由 VP&O 完成。改进的 LGWO 算法首先利用正态分布策略初始化灰狼种群，将占空比取值分布在 0.35 两侧，改善灰狼个体候选解的质量，有效增加高适应度区域的搜索效率。算法同时结合莱维飞行策略全局搜索，快速缩小灰狼种群跟踪范围以快速到达最大功率点附近，避免了传统 GWO 算法 MPPT 陷入局部最优的情况。搜索范围缩小至最大功率点附近时，迭代 5 次后将 α 狼的操作权交给 VP&O 方法，VP&O 方法根据实时功率和电压的改变调整步长，从而实现峰值点精确跟踪。通过 α 狼个体(即当前占空比)不断迭代进行全局最优解搜索，以达到控制 DC-DC 占空比使系统迅速收敛的目的。迭代结束的条件为

$$\left|\frac{P-P_0}{P}\right| \leqslant 5\% \tag{16}$$

式中，*P* 和 P_0 分别为 VP&O 法当前采样功率和上一采样周期的功率，算法复合流程如图 7 所示。

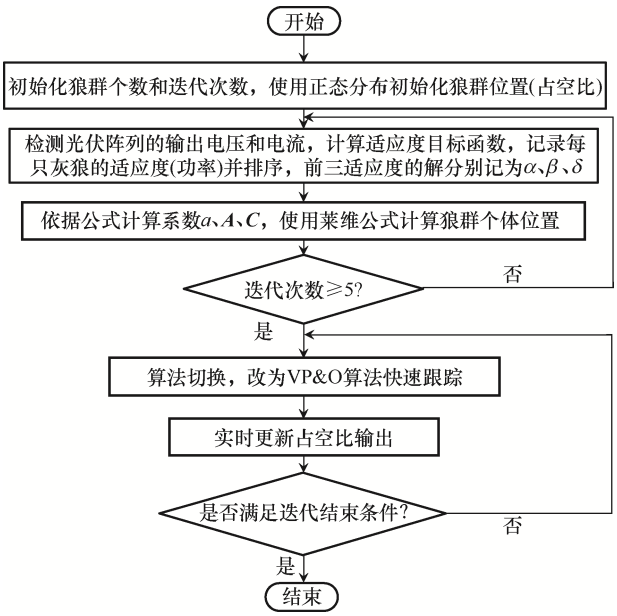


图 7　算法复合流程图

Fig. 7 Algorithm composition flow chart

4　仿真实验

4.1　仿真模型

为验证ILGWO-VP&O控制方法在局部阴影条件下的可靠性和有效性，在 MATLAB/Simulink 仿真实验平台搭建 MPPT 控制系统，如图 8 所示，分别对静态阴影和动态阴影进行仿真实验，并对比不同算法的功率曲线。

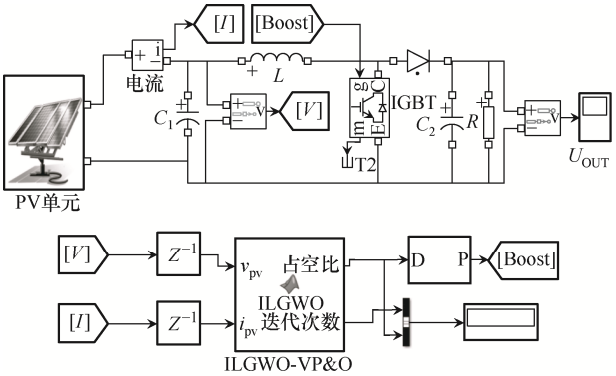


图 8　MPPT 控制系统

Fig. 8 MPPT control system

该 MPPT 储能控制系统主要由 4×1 的光伏阵列、Boost 电路、MPPT 控制器和负载组成。为简化实验，将光伏系统的负载设置为阻性负载。设定改进后的 LGWO 控制方法在算法迭代第 5 次后发生算法切换，保证在前期全局范围内广泛搜索的同时减少迭代计算时间，算法逼近至 MPP 后使用 VP&O 迅速准确跟踪至 MPP。

图 8 中光伏组件对应的参数值按照 1Soltech 1STH-215-P 模块参数设定，系统参数设置见表 2。

表 2　系统参数数值

Tab. 2 Values of system parameters

参数	数值
开路电压 U_{oc}/V	36.3
短路电流 I_{sc}/A	7.84
开关频率 f/kHz	20
最大功率点电流 I_m/A	7.35
最大功率点电压 U_m/V	29
电阻 R/Ω	30
电容 C_1/μF	300
电容 C_2/μF	14
电感 L/ mH	5

4.2　静态阴影仿真

在模式 2 条件下，设置各个光伏电池的温度为 25 ℃，系统仿真时长为 2.0 s，使用最大功率函数测试模块测得光伏阵列输出的最大功率为 3 273.7 W，最大功率点电压为 181.3 V，最大功率点电流为 18.05 A。

为验证算法的有效性，将 GWO 算法、人工萤火虫 GSO (glowworm swarm optimization)算法[20]、LGWO 算法、GWO-P&O 算法、LGWO-P&O 算法和本文提出的 ILGWO-VP&O 算法分别在图 8 的平台实现，并在模式 2 条件下进行仿真验证，仿真结果如图 9 所示，具体数值见表 3。

从图 9 中可以看出 GWO 算法稳定用时最长，LGWO 算法的稳定用时显著降低，降低为 GWO 的 54%。这是由于普通 GWO 算法需要迭代多次(本文迭代 15 次左右)才能到达 MPP 附近，算法寻优时间长且存在容易陷入局部最优的风险；当增加莱维飞行策略后，由于其具有全局搜索的随机性，能够大幅提升算法前期的跟踪效率与收敛速度，淘汰劣质狼个体以实现搜索范围快速缩小至 MPP 附近。LGWO 算法迭代较少次数(本文迭代 5 次左右)便能

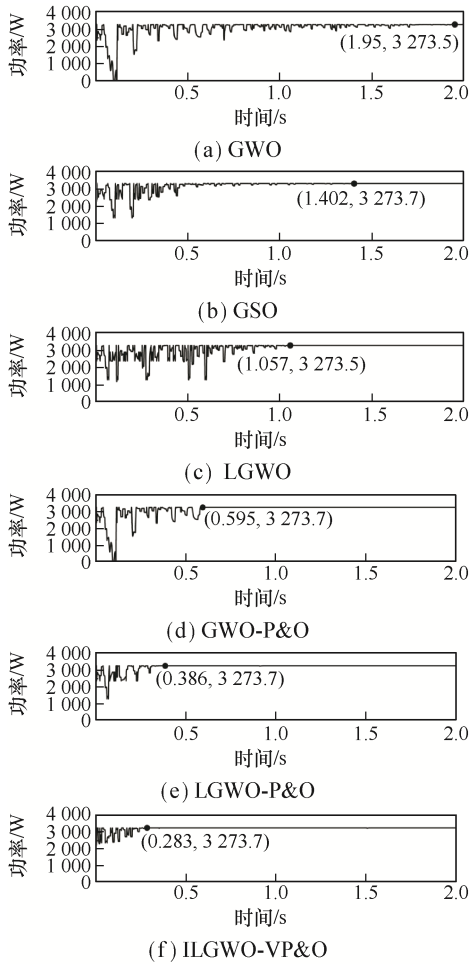


图 9 模式 2 情况下各种算法的静态仿真对比

Fig. 9 Comparison of static simulation among various algorithms in mode 2

到达 MPP 附近，算法在跟踪效率上具有大幅提升。当局部搜索采用 P&O 算法(定步长)替代 GWO 跟踪时，其达到稳态的时间快速降低，如在 GWO 算法基础上融入 P&O 算法后，其稳定用时从 1.950 s 迅速降低到 0.595 s；LGWO 算法融入 P&O 算法后，其稳定用时从 1.057 s 迅速降低到 0.386 s。相对于 LGWO-P&O 算法，本文提出的 ILGWO-VP&O 算法达到稳态的用时更少，仅为 0.283 s。这主要是因为 ILGWO-VP&O 算法在全局搜索中的非线性收敛因子 a 和局部搜索中变步长策略分别提升了其跟踪速度。在全局搜索中，非线性收敛因子 a 在算法中起主导作用，较好地均衡了算法的全局勘探能力和局部开发能力，确保算法在跟踪速度与稳态精度方面的权衡；在局部搜索中，变步长能够提升其达到最大功率点的速度，并达到较好的精度，由表 3 可知，ILGWO-VP&O 的静态纹波最小。

为定量分析算法跟踪速度的效率提升情况，可以定义跟踪速度的效率提升因子 η 来计算。跟踪速度的效率提升因子定义为算法跟踪速度和参考算法跟踪速度的差值和参考算法跟踪速度比值，其中，算法跟踪速度为算法跟踪到稳态时的时间倒数。η 的计算公式为

$$\eta = \frac{(1/T_1 - 1/T_2)}{1/T_2} \tag{17}$$

式中：T_1 为目标算法跟踪至稳态的时间；T_2 为参考算法跟踪至稳态的时间。

表 3 模式 2 不同 MPPT 算法的仿真结果

Tab. 3 Simulation results of different MPPT algorithms in mode 2

MPPT 算法	最大功率/W	收敛功率/W	功率纹波/W	跟踪时间/s	效率提升/%	文献年份
GWO[4]	3273.7	3273.5	2.600	1.950	—	2016
GSO[22]	3273.7	3273.7	0.007	1.402	35.8%	2018
LGWO[15]	3273.7	3273.5	0.044	1.057	80.2%	2021
GWO-P&O[6]	3273.7	3273.7	0.056	0.595	220.2%	2022
LGWO-P&O[16]	3273.7	3273.7	0.017	0.386	393.5%	2022
ILGWO-VP&O	3273.7	3273.7	0.005	0.283	589.0%	本文

为保证各算法对比基准一致，本文以 GWO 算法作为参考，分别计算各个算法的效率提升因子。表 3 显示，本文提出的算法以最快速度跟踪至模式 2 的 MPP，其 η 远超现有已经发表算法的效率提升因子，相对于 GWO 算法，其跟踪效率提升了 589.0%。

4.3 动态阴影仿真

为验证局部遮阴条件下外界辐照度突变的光伏

阵列自适应的最大功率点跟踪情况，在 MATLAB/Simulink 仿真实验平台设置系统仿真时间为 2 s，在 0.6 s 发生模式 2 到模式 3 的模式转换，以此验证本文所提算法面对外界环境突变追踪至最大功率点稳态的可行性与高效性。图 10 为环境突变条件下 3 种算法 MPPT 仿真实验结果，具体数值见表 4。

从图 10 中可以看出，GWO-P&O 算法在前期波动时间较长，跟踪速度较慢，稳态纹波较大；LGWO-P&O 在算法中增加了莱维飞行策略，提升

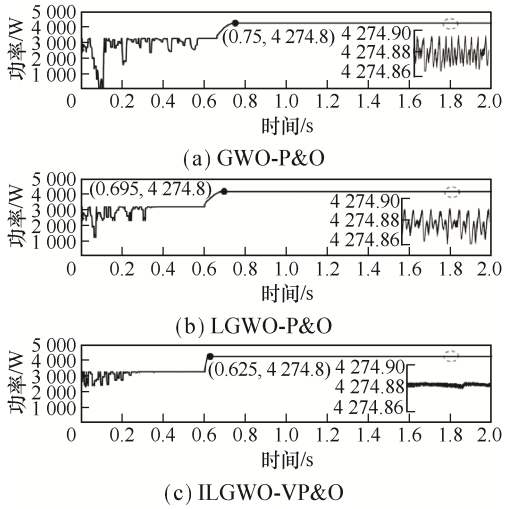


图 10　环境突变算法对比图

Fig. 10 Comparison of environmental mutation algorithms

表 4　模式 2 变为模式 3 的 MPPT 算法仿真结果

Tab. 4 Simulation results of MPPT algorithms when mode 2 is changed into mode 3

MPPT 算法	功率纹波/W	跟踪时间/s	效率提升/%
GWO-P&O	0.030	0.150	—
LGWO-P&O	0.030	0.103	45.63
ILGWO-VP&O	0.002	0.025	500.00

了光照突变时跟踪过程的全局勘探能力，动态跟踪缩短，但其稳态时功率纹波基本无变化。2 种算法的稳态功率纹波出现较大幅度的振荡源于定步长 P&O 模式无法做到跟踪速度与稳态精度两者的权衡：大步长地变化占空比虽然能够在阴影条件突变的情况下快速跟踪，但跟踪至 MPP 附近后仍具有较大波动；小步长地变化占空比虽然能够保持功率在 MPP 附近稳定较小波动，但阴影突变时的收敛速度无法提升。2 种算法近似相同的较大幅度稳态振荡说明在算法局部跟踪最大功率阶段 P&O 算法固定步对跟踪效果产生影响。在光照突变情况下，ILGWO-VP&O 能够快速适应环境变化，快速捕获至新环境情况下最大功率点 4 274.8 W 附近，且相比于传统定步长 P&O 法具有更小的稳态功率纹波，环境快速变化时其跟踪时间为 0.025 s，远远低于 GWO-P&O 算法和 LGWO-P&O 算法。以 GWO-P&O 为参考算法，ILGWO-VP&O 的效率提升因子可以达到 500.00%，展现了更好的环境适应性能，同时，相对于 LGWO-P&O 算法其跳变后的静态振荡更小。该结果源于本文改进 GWO 算法和 VP&O 共同作用：非线性分区域收敛因子能够较好地均衡全局搜索和局部搜索，保证其跟踪时间更短；VP&O 实现跟踪最大功率点时步长自适应调整，保证其稳态振荡更小。在光照剧烈变化时，总迭代次数接近 40%区域收敛因子处于较大数值($a \geqslant 1.8$)能够保证算法的全局勘探能力，而接近 40%区域收敛因子处于较小数值($a \leqslant 0.2$)能够保证算法的局部开发能力，同时灰狼种群正态分布的初始化策略能够进一步提升其环境变化的适应能力。

5　结语

局部阴影是影响光伏发电系统输出功率的关键因素，传统 MPPT 算法难以实现局部阴影情况下的光伏系统的 MPPT，现有灰狼算法存在跟踪时间过长、易于陷入局部最优、稳态输出振荡等问题。针对这些问题，本文提出了 1 种 ILGWO-VP&O 算法 MPPT 控制策略；提出新型分区域非线性收敛因子和初始化种群正态分布提升 GWO 算法的收敛速度和搜索精度；嵌入莱维飞行增加了算法的全局搜索随机性，避免搜索过程陷入局部最优。局部搜索中，通过变 VP&O 法实现全局最大功率点快速捕获，并降低稳态输出振荡。实验结果表明，本文提出的 ILGWO-VP&O 算法无论在稳态精度还是跟踪速度上性能都更优，同时其对环境剧烈变化的适应性也更好。

参考文献：

[1] 解宝, 李萍宇, 苏绎仁, 等. 局部阴影下光伏阵列的最大功率点跟踪算法研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(12): 47-52.
Xie Bao, Li Pingyu, Su Yiren, et al. Research on maximum power point tracking algorithm of pvarray under local shadow [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(12): 47-52. (in Chinese)

[2] Gopalakrishnan S K, Kinattingal S, Simon S P. MPPT in PV systems using PSO appended with centripetal instinct attribute [J]. Electric Power Components and Systems, 2020, 48(9-10): 881-891.

[3] 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.
Yang Haizhu, Yue Gangwei, Kang Le . Multi-peak MPPT control based on PSO and INC algorithms [J]. Journal of Power Supply, 2019, 17(6): 128-136. (in Chinese)

[4] Mohanty S, Subudhi B, Ray P K. A new MPPT design using grey wolf optimization technique for photovoltaic system under partial shading conditions [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1): 181-188.

[5] 孔令哲, 林孟涵, 卫永琴, 等. 基于改进蜣螂算法的光伏 MPPT 控制[J]. 电源学报, 2026, 24(2): 216-222.
Kong Lingzhe, Lin Menghan, Wei Yongqin, et al. Photovoltaic MPPT control based on improved DBO algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(2): 216-222. (in Chinese)

[6] 沈磊, 徐岸非, 黄晴宇, 等. 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.
Shen Lei, Xu Anfei, Huang Qingyu, et al. Research on MPPT of photovoltaic under partial shading condition based on GWO-P&O algorithm [J]. Journal of Hubei University of Technology, 2022, 37(2): 25-29, 43. (in Chinese)

[7] Mohanty S, Subudhi B, Ray P K. A grey wolf-assisted perturb & observe MPPT algorithm for a PV system [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(1): 340-347.

[8] Zhao Feng, Xiao Chengrui, Chen Xiaoqiang, et al. Maximum photovoltaic power point tracking based on hybrid GWO-P&Q algorithm under local shadow [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(1): 64-71.

[9] 王金玉，苗飞祥，董秀波. 基于灰狼&电导增量的局部遮阴下光伏最大功率跟踪[J]. 电气自动化, 2023, 45(3): 37-39.
Wang Jinyu, Miao Feixiang, Dong Xiubo. Photovoltaic maximum power point tracking control under local shading based on gray wolf algorithm & conductance increment [J]. Electrical Automation, 2023, 45(3): 37-39. (in Chinese).

[10] Shetty D, Sabhahit J N. Grey wolf optimization and incremental conductance based hybrid MPPT technique for solar powered induction motor driven water pump [J]. International Journal of Renewable Energy Development, 2024, 13(1): 52-61.

[11] Chtita S, Motahhir S, El Hammoumi A, et al. A novel hybrid GWO-PSO-based maximum power point tracking for photovoltaic systems operating under partial shading conditions [J]. Scientific Reports, 2022, 12: 10637.

[12] Abdulhasan Salim J, Albaker B M, Shyaa Alwan M, et al. Hybrid MPPT approach using cuckoo search and grey wolf optimizer for PV systems under variant operating conditions [J]. Global Energy Interconnection, 2022, 5(6): 627-644.

[13] 王立华, 魏学业, 孟一飞, 等. 基于变尺度混沌优化搜索的局部阴影条件下光伏阵列 MPPT 研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(7): 1790-1796.
Wang Lihua, Wei Xueye, Meng Yifei, et al. MPPT of PV array under partial shading conditions based on mutative scale chaos optimizing search [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2017, 48(7): 1790-1796. (in Chinese)

[14] 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.
Yang Yongkang, Miao Shuwei. MPPT simulation of photovoltaic system based on DE-GWO algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(7): 75-81. (in Chinese)

[15] 施磊, 郝武帮, 郭晓龙. 基于 Levy 飞行策略和改进灰

狼算法的光伏阵列 MPPT 研究[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(6): 17-24.
Shi Lei, Hao Wubang, Guo Xiaolong. Study on MPPT of photovoltaic array based on Levy flight strategy and improved grey wolf algorithm [J]. Electric Power Science and Engineering, 2023, 39(6): 17-24. (in Chinese)

[16] 张铁晟, 张凤武, 张明毅. 基于 LGWO 和扰动观察复合算法的 MPPT 研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2022, 40(3): 379-386.
Zhang Tiesheng, Zhang Fengwu, Zhang Mingyi. MPPT research based on LGWO and perturbation observation compound algorithm [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2022, 40(3): 379-386. (in Chinese)

[17] 付文龙, 孟嘉鑫, 张赟宁, 等. 复杂遮荫下基于改进 GWO 的光伏多峰 MPPT 控制[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 435-442.
Fu Wenlong, Meng Jiaxin, Zhang Yunning, et al. Photovoltaic multi-peak MPPT control based on improved GWO under complex shade [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(3): 435-442. (in Chinese)

[18] 吴春华, 易苑, 李智华, 等. 考虑参数权重与分层映射的光伏组件健康程度检测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(15): 4856-4867.
Wu Chunhua, Yi Yuan, Li Zhihua, et al. Health detection of photovoltaic modules considering parameter weights and hierarchical mapping [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(15): 4856-4867. (in Chinese)

[19] 刘帼巾, 刘达明, 缪建华, 等. 基于变分模态分解和改进灰狼算法优化深度置信网络的自动转换开关故障识别[J]. 电工技术学报, 2024, 39(4): 1221-1233.
Liu Guojin, Liu Daming, Miao Jianhua, et al. Fault identification of automatic transfer switching equipment based on VMD-WPE and IGWO optimized DBN [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(4): 1221-1233. (in Chinese)

[20] 莫仕勋, 蒋坤坪, 杨皓, 等. 基于旗鱼优化算法与扰动观察法复合控制的最大功率点跟踪策略[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 110-121.
Mo Shixun, Jiang Kunping, Yang Hao, et al. Maximum power point tracking strategy based on hybrid control of sailfish optimization algorithm and perturbation and observation method [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 110-121. (in Chinese)

[21] 刘邦银, 段善旭, 刘飞, 等. 基于改进扰动观察法的光伏阵列最大功率点跟踪[J]. 电工技术学报, 2009, 24(6): 91-94.
Liu Bangyin, Duan Shanxu, Liu Fei, et al. Photovoltaic array maximum power point tracking based on improved perturbation and observation method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(6): 91-94. (in Chinese)

[22] 李恒杰, 康开岚, 陈伟, 等. GSO 的局部阴影光伏阵列 MPPT 控制的研究[J]. 电源技术, 2018, 42(5): 689-692.
Li Hengjie, Kang Kailan, Chen Wei, et al. MPPT for PV array under partially shaded condition based on GSO algorithm [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2018, 42(5): 689-692. (in Chinese)



刘宝宏

作者简介：

刘宝宏(1975—　)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：电路设计，大数据分析。E-mail：bhliu@nit.edu.cn。

陈斌(2000—　)，男，硕士研究生。研究方向：电子系统设计，数据处理。E-mail：2021313205@nit.edu.cn。

钱立峰(1985-　)，男，硕士，讲师。研究方向：电路设计。E-mail：Qianlifeng@nit.edu.cn。

史一诺(2000—　)，男，硕士研究生。研究方向：电子系统设计，数据处理。E-mail：2022313166@nit.edu.cn。

吕莉(1982—　)，女，博士，教授。研究方向：计算智能，大数据与人工智能。E-mail: lvli@nit.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)