



基于多策略混合改进 MVO 算法的 光伏多峰 MPPT 研究

摘要

光伏阵列的电功率输出在局部遮荫工况下具有多峰特性,且随外界环境的变化而变化。为实现高效电能输出,利用多元宇宙优化(MVO)算法在解决低维度、小规模优化问题中的突出优势进行最大功率点跟踪(MPPT),并融合多种策略对其存在的缺陷进行改进。采用拉丁超立方抽样策略初始化宇宙种群,并对按照轮盘赌策略随机交换的宇宙实施柯西变异,提高宇宙种群的多样性。同时引入莱维飞行式量子粒子群优化(QPSO)算法,且对虫洞存在概率及旅行距离率进行自适应调整,以增强算法的全局勘探及局部开发能力。Matlab 仿真结果表明,相比其他算法,采用该算法的 MPPT 时间减少了 45% 以上,精度亦有所提高,从而具有更优的 MPPT 性能,可有效提高光伏发电效率。

关键词

光伏阵列;多峰特性;最大功率点跟踪;多元宇宙优化;拉丁超立方抽样策略;柯西变异;莱维飞行;量子粒子群优化

中图分类号 TM912

文献标志码 A

收稿日期 2023-07-15

资助项目 十堰市市级引导性科研项目(22Y04);湖北省教育厅科学技术研究中青年人才基金(Q20171802)

作者简介

方胜利,男,讲师,研究方向为电力系统智能化监控。qyfs1@126.com

1 湖北汽车工业学院 电气与信息工程学院,十堰,442002

2 十堰巨能电力设计有限公司,十堰,442000

0 引言

光伏发电具有清洁低碳、可持续发展、生态效益良好等诸多优点,是促进能源领域碳减排的重要措施,也是构建新型电力系统、实现“碳达峰、碳中和”的重要抓手^[1-2]。而作为光伏发电中进行光电能量转换的重要装置,光伏阵列的电功率输出不仅受外界环境中温度、光照强度等因素的影响,而且与自身输出电压呈非线性变化特征,因此需要实施最大功率点跟踪(Maximum Power Point Tracking, MPPT)以实现电能输出最大化^[3]。由于光伏阵列通常装设在室外,异物附着、建筑物或云层遮挡等造成的局部遮荫工况时有发生,导致光伏阵列输出具有多峰特性^[4],使得其对 MPPT 控制算法要求更高。传统的恒定电压法(Constant Voltage, CVT)、扰动观察法(Disturbance and Observe, P&O)、电导增量法(Incremental Conductance, INC)均属于局部优化算法,仅能跟踪到局部极值功率点,导致跟踪过程易陷入局部最优,产生电能输出损失^[5-7]。近年来,各种元启发式优化算法被相继提出,其中,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)、量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)、灰狼优化(Grey Wolf Optimization, GWO)、模拟退火(Simulated Annealing, SA)、布谷鸟搜索(Cuckoo Search, CS)等算法由于容易实现、可调参数少且具有一定的全局优化能力而被广泛应用于光伏多峰 MPPT 控制中^[8-12]。但这些算法容易在收敛后期出现波动现象,导致光伏输出振荡,跟踪时间较长,且存在陷入局部功率极值点的风险。文献[13-16]将局部优化算法与全局优化算法结合,首先分别采用改进 PSO、QPSO、GWO、CS 等算法进行最大功率点(Maximum Power Point, MPP)全局搜索,然后切换至 INC 算法进行 MPP 局部跟踪,提高了全局优化算法的收敛性,克服了收敛后期的振荡缺陷,但算法的切换标准过于单一,容易导致 MPP 全局搜索时间不合理,影响最终的收敛精度及速度。此外,INC 算法对硬件电路配置要求较高,将增加系统硬件成本。

多元宇宙优化(Multi-Verse Optimization, MVO)算法是近年来兴起的优化算法,它兼有全局优化与局部优化功能,且能平衡全局勘探与局部开发进程,在解决低维度优化问题方面具有突出的优势。文献[17]将基本 MVO 算法应用于 MPPT,通过与 PSO、GWO 等其他算法进行对比,验证了其具有较突出的优越性。但由于算法本身在种群初

始化及迭代过程中存在一定的缺陷,导致宇宙种群的多样性较差、收敛速度较慢,使光伏阵列存在陷入局部极值点的风险,且MPPT时间较长.文献[18]采用基于改进多元宇宙优化(Improved Multi-Verse Optimization, IMVO)算法进行MPPT,其在MVO算法基础上引入螺旋更新及自适应压缩因子,且改变旅行距离率更新方式,提高了算法的全局搜索能力及迭代后期的收敛速度.通过仿真对比,光伏阵列具有更佳的MPPT性能,但其并没有克服宇宙种群在迭代前期多样性较低的缺陷,且螺旋更新算法的收敛性较差,使MPP全局搜索用时较长,同时按照指数规律快速下降的旅行距离率易导致算法早熟,影响MPPT精度.

本文提出多策略混合改进MVO算法,以进一步提高光伏多峰MPPT性能.一方面,利用拉丁超立方抽样策略对宇宙种群进行初始化,并在光伏阵列MPP全局搜索过程中,将柯西变异引入随机交换机制中,提高宇宙种群多样性,防止全局搜索陷入局部最优,同时对部分宇宙采用莱维飞行式量子粒子群优化算法进行迭代更新,加快搜索速度,提高MPP全局搜索能力;另一方面,对MVO算法中的虫洞存在概率及旅行距离率进行自适应调整,提高MPP局部跟踪能力.最后,通过Matlab仿真验证该算法的优越性,并给出相关结论.

1 光伏阵列数学模型及输出特性

光伏阵列是由多个相同型号的光伏组件经串、并联后构成的.作为光伏阵列的基本组成单元,光伏组件的工程用数学模型^[19]为

$$I_p = I_{sc} \left\{ 1 - C_1 \left[\exp\left(\frac{V_p}{C_2 V_{oc}}\right) - 1 \right] \right\}, \quad (1)$$

$$P_p = I_p V_p, \quad (2)$$

$$\begin{cases} C_1 = \left(1 - \frac{I_{mp}}{I_{sc}} \right) \exp\left(-\frac{V_{mp}}{C_2 V_{oc}}\right), \\ C_2 = \left(\frac{V_{mp}}{V_{oc}} - 1 \right) \left[\ln\left(1 - \frac{I_{mp}}{I_{sc}} \right) \right]^{-1}, \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} I_{sc} = I_{scref}(1 + aT_D)G_{SPS}, \\ I_{mp} = I_{mpref}(1 + aT_D)G_{SPS}, \\ V_{oc} = V_{ocref}(1 - cT_D)\ln(e + bG_D), \\ V_{mp} = V_{mpref}(1 - cT_D)\ln(e + bG_D), \\ T_D = T - T_R, \\ G_D = G - G_R, \\ G_{SPS} = G/G_R. \end{cases} \quad (4)$$

式中: I_p 、 V_p 、 P_p 分别为光伏组件输出电流、电压、功率; C_1 、 C_2 、 T_D 、 G_D 、 G_{SPS} 为中间变量; $a = 0.0025 \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$, $b = 0.0005 \text{ m}^2 \cdot \text{W}^{-1}$, $c = 0.00288 \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$ 为修正系数; e 为自然常数; 其他变量含义如表1所示.

表1 数学模型变量含义

Table 1 Mathematical model variables

所在工况	温度	光照强度	短路电流	开路电压	最大功率点电压	最大功率点电流
标准	T_R	G_R	I_{scref}	V_{ocref}	I_{mpref}	V_{mpref}
实际	T	G	I_{sc}	V_{oc}	I_{mp}	V_{mp}

本文选取某型号的光伏组件,其特征参数 $G_R = 1000 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 、 $T_R = 25 \text{ } ^\circ\text{C}$ 、 $V_{ocref} = 45 \text{ V}$ 、 $I_{scref} = 5.1 \text{ A}$ 、 $V_{mpref} = 35 \text{ V}$ 、 $I_{mpref} = 4.5 \text{ A}$,将该型号的3个光伏组件串联构成光伏阵列,并以此为研究对象.为模拟光伏阵列的局部遮荫工况,设置2种典型工况下的光照强度参数如表2所示,并保持环境温度 $T = 25 \text{ } ^\circ\text{C}$.对各工况下的光伏阵列进行Matlab仿真,可得其 $P-U$ 输出特性如图1所示.对仿真数据进行统计分析可得到对应的MPP.

表2 光伏阵列局部遮荫工况

Table 2 Partial shading conditions of photovoltaic array

工况类别	光强强度/($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$)			最大功率点电压/V	最大功率点功率/W
	G_1	G_2	G_3		
1	1000	600	300	69.99	200.59
2	1000	1000	600	109.95	322.10

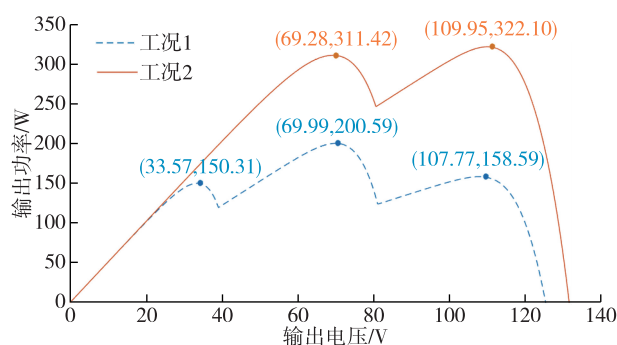


图1 局部遮荫工况下光伏阵列 $P-U$ 输出特性

Fig. 1 $P-U$ output of photovoltaic array under partial shading

由图1可知,在局部遮荫工况下,光伏阵列输出具有多峰特性,即在固定工况下,光伏阵列 $P-U$ 输出曲线有多个局部极值点,但仅有唯一的MPP,且当其运行工况发生变化时,MPP亦随之变化.

2 MPPT 算法

由第一部分分析可知,要实现 MPPT,就需要调节输出电压,使其在整个可行域内搜索 MPP,且当运行工况发生变化时,需重启 MPP 搜索,以便实时跟踪至当前工况下的 MPP.通常将光伏阵列的输出连接至 Boost 电路进行调理,通过改变 Boost 电路中电子开关管的占空比来调节光伏阵列的输出电压,最终完成 MPPT^[20].因此,光伏阵列 MPPT 实际上是一个以占空比为变量、以最大功率输出为目标的优化过程,要实现高效 MPPT,需采取合适的优化算法.

2.1 基本 MVO 算法

MVO 算法是一种基于物理学中多元宇宙理论的新兴群智能优化算法,它将优化问题的解转变为宇宙中的多元体系,将目标优化值视为宇宙膨胀率,通过模拟多元宇宙种群在白洞、黑洞及虫洞三者共同作用下的运动行为建立数学模型,经宇宙种群的演变求取最优解^[21],在解决低维度、小规模优化问题中具有突出的优势.将宇宙种群 U 记为

$$U = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^j & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^j & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \cdots & x_i^j & \cdots & x_i^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^j & \cdots & x_n^d \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中: n 为宇宙种群规模(候选解个数); d 为宇宙维度(优化变量维度); x_i 为第 i 个宇宙; x_i^j 为 x_i 的第 j 维分量; $i = 1, 2, \dots, n$.

MVO 算法首先按照设置的宇宙规模、维度,在解空间范围内初始化各宇宙 x_i ,而后通过种群迭代执行全局勘探及局部开发的优化过程.

1) 全局勘探:对归一化后的各宇宙膨胀率(可行解的适应度)进行排序,并采用轮盘赌策略选择白洞与黑洞进行物质交换,以实现宇宙个体向“优质宇宙”的快速演变.数学模型为

$$x_i^j = \begin{cases} x_k^j, & r_1 < f_{x_i}; \\ x_i^j, & r_1 \geq f_{x_i}. \end{cases} \quad (7)$$

式中: f_{x_i} 为宇宙 x_i 的归一化膨胀率; r_1 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数; x_k^j 为根据轮盘赌策略选定的白洞 x_k 的第 j 维分量.

2) 局部开发:宇宙个体选择性通过虫洞穿越至最优宇宙附近,在提高其膨胀率的同时保证种群多样性.迭代优化的数学模型为

$$x_i^j(t+1) = \begin{cases} x_{\text{best}}^j(t) + R((u_b^j - l_b^j)r_4 + l_b^j), & r_3 < 0.5, \\ x_{\text{best}}^j(t) - R((u_b^j - l_b^j)r_4 + l_b^j), & r_3 \geq 0.5, \\ r_2 < P_{\text{WE}}; \\ x_i^j(t), & r_2 \geq P_{\text{WE}}. \end{cases} \quad (8)$$

式中, x_{best}^j 为当前宇宙种群中最优宇宙 x_{best} 的第 j 维分量; u_b^j, l_b^j 分别为解空间内第 j 维分量的上、下限; r_2, r_3, r_4 均为 $[0, 1]$ 区间上的随机数; t 为当前迭代次数; P_{WE}, R 分别为虫洞存在概率、宇宙旅行距离率,二者是 MVO 算法中的重要调节参数,采用式(9)、(10)进行更新:

$$P_{\text{WE}} = P_{\text{WE}, \min} + \frac{t}{t_{\max}}(P_{\text{WE}, \max} - P_{\text{WE}, \min}), \quad (9)$$

$$R = 1 - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^{1/p}. \quad (10)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数; $P_{\text{WE}, \min}, P_{\text{WE}, \max}$ 分别为虫洞存在概率的最大、最小值; p 为表征算法开发精度的参数.

2.2 多策略混合改进 MVO 算法

由基本 MVO 算法的优化过程可知,它采用不同的机制进行最优宇宙的全局勘探和局部开发,因此优化性能较好.但对其数学模型进行分析可知,存在以下 4 方面的缺陷:

1) 宇宙种群的寻优效果对初始参数敏感,而算法本身的初始化缺乏一定的约束机制,通常采取随机性初始化策略,容易导致种群在迭代初期遍历性较差,影响宇宙种群的多样性及寻优性能.

2) 在迭代初期,宇宙种群较分散,膨胀率差异较大,则各宇宙通过轮盘赌策略选择交换的白洞基本上为当代同一个最优宇宙,导致宇宙种群同质化,大大降低了种群多样性,容易使种群迭代陷入局部最优.

3) 依据宇宙膨胀率或虫洞存在概率选择性地实现了部分宇宙的变迁,但未被选中的其他宇宙则不参与任何迭代更新,则该部分宇宙没有发挥寻优作用,降低了算法的寻优能力.

4) 各宇宙的虫洞存在概率及旅行距离率仅受迭代次数的影响,而与其迭代进程及种群当前的状态不发生关联,导致参与虫洞穿越的宇宙数量及宇宙搜索范围均无法进行自适应调整,影响寻优性能.

基于此,本文在基本 MVO 算法基础上进行以下改进:

1) 采用拉丁超立方抽样策略初始化宇宙种群,

使初始宇宙种群以相同的概率分散在整个解空间内的不重叠的子区间, 提高初始宇宙的遍历性. 设计 x_i^j 算子为

$$x_i^j = l_b^j + (i - 1 + r_4) \frac{u_b^j - l_b^j}{n}. \quad (11)$$

式中: r_4 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数.

2) 在全局勘探阶段, 对于获得与白洞交换机会的宇宙, 按照一定的概率实施柯西变异, 变异概率算子为

$$\gamma = \sqrt{\frac{\sum_i (f_{x_i} - f_{best})^2}{n - 1} \frac{\exp\left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right) - 1}{\exp(1) - 1}}. \quad (12)$$

式中: f_{x_i} 、 f_{best} 分别为宇宙 x_i 、最优宇宙 x_{best} 的归一化膨胀率.

由式(12)可知, 当宇宙种群中其他宇宙与最优宇宙膨胀率的差异越大时, 发生变异的概率也越大, 从而增大种群的多样性. 同时, 为防止种群迭代后期因变异导致收敛过慢, 增加随迭代次数指数规律减小的因子, 从而平衡迭代前期种群多样性及迭代后期收敛性.

确定变异概率后, 按照轮盘赌策略进行选择柯西变异. 改进后宇宙种群的全局勘探算子为

$$x_i^j = \begin{cases} x_i^j(1 + \eta c), & r_6 < \gamma, \\ x_i^j, & r_6 \geq \gamma, \end{cases} \quad r_5 < f_{x_i}; \quad (13)$$

$$x_i^j, \quad r_5 \geq f_{x_i}.$$

式中: r_6 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数; η 为变异幅度; c 为服从 $\text{cauchy}(0, 1)$ 标准柯西分布的随机数. 算子为

$$c = \tan((r_7 - 0.5)\pi). \quad (14)$$

式中: r_7 为 $[0, 1]$ 区间上服从均匀分布的随机数. c 值的概率密度分布如图 2 所示.

对图 2 分析可知, c 值具有较平缓的概率分布, 在较大范围内均有一定大小的取值概率, 故扰动能力较强, 能满足多样性变异需求.

此外, 为使宇宙种群在迭代初期具有较大勘探范围, 在迭代后期具有较快收敛速度, 对式(12)中的变异幅度 η 进行动态调整, 以适应种群迭代过程. 其算子为

$$\eta = \frac{1}{2} \left(1 - \tanh\left(\frac{8t}{t_{max}} - 4\right) \right). \quad (15)$$

式中, 随着迭代次数 t 的不断增大, η 按照双曲正弦正切规律从 1.0 下降至 0.0, 其变化曲线如图 3 所示.

对图 3 分析可知: 在宇宙种群迭代初期, η 缓慢

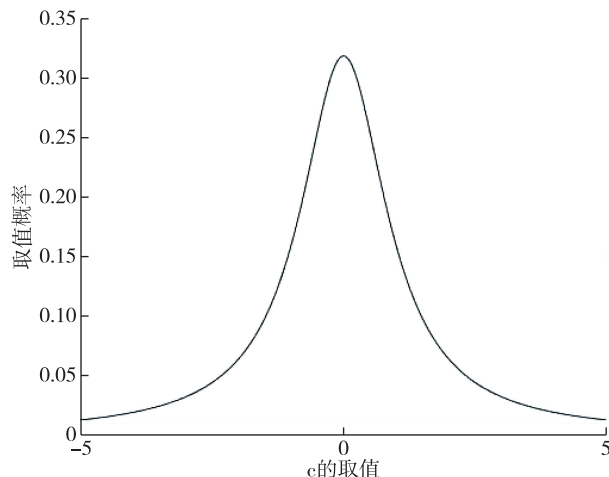


图 2 c 值概率密度分布

Fig. 2 Probability density distribution of c value

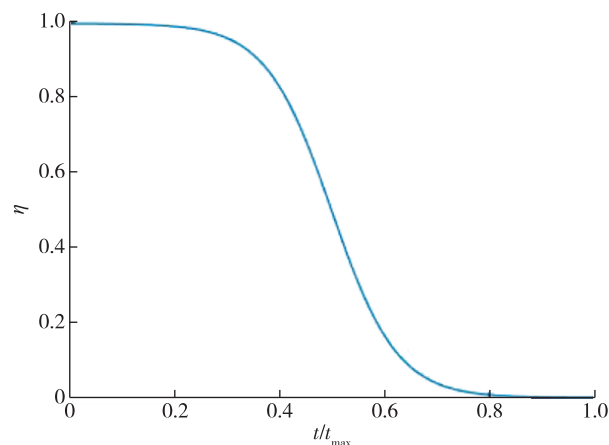


图 3 η 值变化曲线

Fig. 3 Variation curve of η value

减小, 使变量能够在较长时间内保持较大值, 便于宇宙种群进行全局勘探; 随着迭代的进行, η 快速减小, 便于算法加速收敛, 加快寻优进程; 而在迭代后期, η 再次缓慢减小, 并在较长时间内保持较小值, 便于宇宙种群的局部开发.

3) 对于未被选择实施物质交换及虫洞穿越的宇宙, 引入量子粒子群优化 (QPSO) 算法进行迭代更新. 其中, QPSO 是一种基于量子力学理论的全局优化算法, 通过模拟量子概率化的随机运动特性建立 δ 势阱模型, 并通过量子波函数计算各粒子的概率密度函数, 最后采用蒙特卡罗模拟算法求解各粒子位置^[9]. 文献[22]进一步提出了惯性权重自适应调整量子粒子群优化 (Dynamically Changing Weights Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, DCWQPSO) 算法以提高其优化性能. 采用 DCWQPSO 算

法对宇宙进行迭代更新的算子为

$$\begin{cases} x_i^j(t+1) = P_i(t) \pm \frac{L_i(t)}{2} \ln\left(\frac{1}{u}\right), \\ P_i(t) = \phi x_{\text{best}-i}^j(t) + (1-\phi)x_i^j(t), \\ L_i(t) = 2\beta \left| \sum_{i=1}^n x_{\text{best}-i}^j(t) - x_i^j(t) \right|, \\ \beta = 1 - 0.5s_d + 0.2j_d. \end{cases} \quad (16)$$

式中: u, ϕ 为 $[0, 1]$ 区间上的随机数; P_i, L_i 分别为量子种群势阱中心、势阱特征长度; $x_{\text{best}-i}^j$ 为宇宙 x_i 膨胀率最大时的第 j 维分量; β 为惯性权重; s_d, j_d 分别为种群进化因子、聚集因子。

$$\begin{cases} s_d = f_{\text{best}}(t-1)/f_{\text{best}}(t), \\ j_d = \frac{1}{f_{\text{best}}(t)} \frac{\sum_{i=1}^n f_{\text{best}-i}(t)}{n}. \end{cases} \quad (17)$$

式中: $f_{\text{best}-i}$ 为宇宙 x_i 的最大膨胀率。

DCWQPSO 算法虽具有较好的寻优能力,但在种群迭代过程中存在因多样性不足而陷入局部最优的可能,故本文在 DCWQPSO 算法中引入莱维飞行策略,充分利用莱维飞行(Levy Flight, LF)“重尾”分布式随机游走特性摆脱局部收敛,克服 DCWQPSO 算法的缺陷.引入莱维飞行策略后,相关宇宙迭代算子为

$$\begin{cases} x_i^j(t+1)^* = x_i^j(t+1) + \alpha \oplus \text{Levy}(\lambda), \\ \alpha = \alpha_0(x_i^j(t) - x_{\text{best}}^j(t)), \\ \text{Levy}(\lambda) = \frac{u}{|v|^{1/\lambda}}. \end{cases} \quad (18)$$

式中: α 为步长控制因子; α_0 取常数 0.01; λ 为 $[0, 2]$ 区间上的常数,通常取值 1.5; μ, ν 均为服从正态分布的随机数,其算子为

$$\begin{cases} \mu \sim N(0, \sigma_\mu), \quad \sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\lambda) \sin(\lambda\pi/2)}{\Gamma((1+\lambda)/2) \lambda 2^{(\lambda-1)/2}} \right]^{1/\lambda}, \\ \nu \sim N(0, \sigma_\nu), \quad \sigma_\nu = 1. \end{cases} \quad (19)$$

4) 对虫洞存在概率 P_{WE} 及旅行距离率 R 进行自适应调整.由于各宇宙通过与 P_{WE} 比较进行选择性的虫洞穿越,故 P_{WE} 直接决定各宇宙是否能进行局部开发.由分析可知,在种群迭代过程中,若 P_{WE} 过小,则种群会长时间无法获得局部开发机会,影响寻优进程;反之,若 P_{WE} 过大,则种群过早进行局部开发,影响寻优质量.故需要结合种群迭代状态进行自适应调整.本文将原 MVO 算法中随迭代次数线性增长

的虫洞存在概率改进为

$$P_{\text{WE}} = P_{\text{WE}, \min} + (P_{\text{WE}, \max} - P_{\text{WE}, \min}) s_d \cos\left(\frac{(t_{\max} - t)\pi}{2t_{\max}}\right). \quad (20)$$

由式(20)可知, P_{WE} 与宇宙种群进化系数因子 s_d 成正比.在迭代初期,种群成熟度较低,则 s_d 较小,此时宇宙种群的虫洞存在概率普遍较小,使较多粒子避开虫洞穿越,从而防止因过早实施局部开发而陷入局部最优;随着寻优目标的接近,种群成熟度不断提高, s_d 逐渐增大,则宇宙种群的虫洞存在概率普遍提高,则允许越来越多的粒子进行虫洞穿越而实施局部开发,提高收敛速度.同时,随迭代次数 t 按余弦规律快速增长的修正因子则用于弥补因 s_d 导致 P_{WE} 偏小的缺陷。

此外,获得虫洞穿越机会的宇宙将在最优宇宙 x_{best} 附近以旅行距离率为尺度随机游走,以进行最优宇宙邻域内的局部开发.为提高局部开发能力,则设计旅行距离率算子为

$$R = (1 - j_d) \left(1 - \left(\frac{1}{2} \left(1 + \tanh\left(\frac{8t}{t_{\max}} - 4 \right) \right) \right) \right)^{1/\rho}. \quad (21)$$

由式(21)可知,旅行距离率与宇宙种群的聚集度 j_d 线性负相关,且随迭代次数 t 的增加以双曲正切规律非线性减小,则在种群迭代前期, j_d, t 较小, R 较大,且下降较慢,便于宇宙种群在较长时间、较大范围内局部开发,提高寻优能力,而在种群迭代后期, j_d, t 较大, R 较小,便于宇宙种群实施精准开发,从而使宇宙种群的旅行距离率适应种群迭代进程。

2.3 算法的 MPPT 应用

为实现光伏阵列高效 MPPT,将改进 MVO 算法应用于 MPPT 控制中,根据 MPPT 控制变量及控制目标,可将 Boost 调理电路中电子开关管占空比 D 视为各待优化宇宙 x_i ,则宇宙维度 $d = 1$,解空间上、下限分别为 $u_b = 1.0, l_b = 0$,而将光伏阵列输出功率 P_p 视为宇宙膨胀率 f ,通过对 x 的优化实现 f 的最大化。

在宇宙种群迭代过程中,为防止因长时间迭代寻优而造成输出功率长期波动,设置寻优终止条件:

1) 宇宙种群连续若干次(用变量 g 标识)迭代时最优宇宙均不发生变化;

2) 宇宙种群当前迭代次数 t 达到设定限值 t_{\max} .

当宇宙种群满足其中任意一个条件时,即刻停止迭代更新,输出最优宇宙,完成本轮优化。

此外,为满足光伏阵列在动态光照下的 MPPT

控制需求,需在一定条件下重启 MVO 算法.由于光伏阵列在光照强度发生变化时其输出功率 P 亦会发生突变,故可将 P 的突变作为重启判定条件.为防止因随机性干扰频繁重启 MPPT 造成光伏阵列输出长期波动,而影响光伏输出效率及并网稳定性,设计 MPPT 重启条件为

$$\left| \frac{P_c - P_f}{P_f} \right| \geq 10\%. \quad (22)$$

式中: P_c 表示当前时刻光伏阵列的输出功率; P_f 表示前一轮优化终止时对应的光伏阵列输出功率.

根据以上分析,采用改进 MVO 算法进行光伏阵列 MPPT 步骤为

- 1) 设置算法参数:设置宇宙种群规模 n 、最大迭代次数 t_{\max} 、种群迭代终止对应的 g 值.
- 2) 初始化:按照式(11)对各宇宙 x_i 进行初始化,并将宇宙种群特征参数 $x_{\text{best}-i}$ 、 $f_{\text{best}-i}$ 、 x_{best} 、 f_{best} 及迭代次数 t 置零.
- 3) 依次输出各宇宙 x_i ,采样对应的膨胀率,进行归一化处理得到 f_{x_i} ,并通过膨胀率的大小比较,更新 $x_{\text{best}-i}$ 、 $f_{\text{best}-i}$ 、 x_{best} 、 f_{best} .
- 4) 按照式(17)计算宇宙种群进化因子 s_d 、聚集度因子 j_d .
- 5) 分别按照式(12)、(14)、(15)计算柯西变异参数 γ 、 c 、 η ,并按照式(13)对各宇宙 x_i 实施物质交换.
- 6) 分别按照式(20)、(21)计算当前种群的虫洞存在概率及旅行距离率.
- 7) 按照式(8)对各宇宙 x_i 进行迭代更新.

8) 对于未发生变化的宇宙首先按照式(16)进行量子粒子群优化,然后按照式(18)、(19)加入莱维飞行扰动.

9) 将更新后的宇宙钳位至解空间 $[l_b, u_b]$ 内.

10) 迭代次数 t 加 1,判断是否满足寻优终止条件,若是,跳转至步骤(11),否则,跳转至步骤(3).

11) 输出最优宇宙 x_{best} .

12) 按照式(22)判断是否重启寻优,若是,则跳转至步骤 2), 否则,跳转至步骤 11).

3 Matlab 仿真及分析

3.1 建立仿真模型

在 Matlab 中建立光伏阵列 MPPT 系统仿真模型,如图 4 所示.其中, PV Array 为第 1 部分所述的光伏阵列, GS 为改变光伏阵列内部各组件光照强度 G_1 、 G_2 、 G_3 的信号发生器, Control-Algorithm 为采用 s 函数编写的 MPPT 算法.为模拟不同的局部遮荫工况,调节 GS,使其在 0~1.5 s、1.5~3.0 s 内分别处于表 2 所示的工况 1、工况 2,从而进行 2 个算例研究,包括零时刻的启动测试及 1.5 s 时刻光照变化测试.

3.2 仿真结果及分析

为对比分析算法的 MPPT 性能,分别将文献[6]提出的改进 P&O 算法、文献[10]提出的改进 GWO 算法、文献[14]提出的改进 QPSO-INC 算法、文献[17]提出的 MVO 算法、文献[18]提出的 IMVO 算法及本文算法应用于图 4 所示的仿真模型中.其中,文献[6]算法中步长因子 $\gamma = 0.0001$,其他算法中

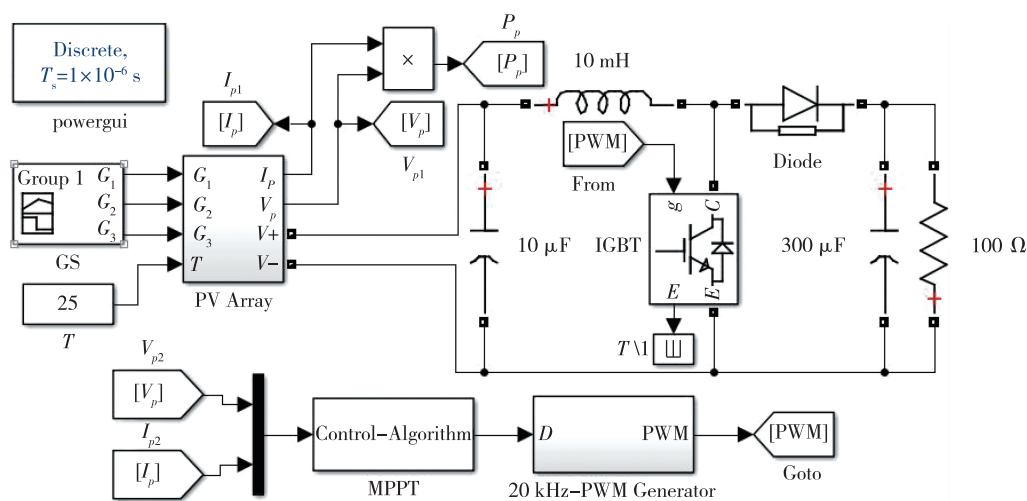


图 4 光伏阵列 MPPT 仿真模型
Fig. 4 Simulation model of photovoltaic array MPPT

$n = 5, t_{\max} = 30$, 在各 MVO 算法中 $P_{WE, \min} = 0.2$ 、 $P_{WE, \max} = 1.0$ 、 $p = 6$, 本文算法中 $g = 10$. 经 Matlab 仿真得到光伏阵列输出功率随时间变化曲线如图 5 所示.

对各算法输出的仿真结果数据进行统计, 可得到各测试条件下的跟踪时间及稳定输出功率, 结合各测试条件对应的最大功率, 即可得到其跟踪精度, 分析结果如表 3 所示.

由表 3 可知: 文献[6]算法虽然跟踪时间最短, 但陷入了光伏阵列局部功率极值点, 导致输出功率及 MPPT 精度过低; 文献[10]、[14]、[17]算法虽然能基本跟踪到光伏阵列 MPP, 但 MPPT 时间较长, 均超过 1.0 s; 文献[18]算法虽然较大限度地缩短了跟踪时间, 但稳定输出功率及 MPPT 精度不够高; 而本文算法的 MPPT 时间均在 0.4 s 以下, 相对其他算法降低了 45% 以上. 此外, 其 MPPT 精度均达到 99.95% 以上, 高于其他算法, 故具有更优的 MPPT 性能.

表 3 仿真数据分析结果

Table 3 Performance comparison of simulation data

算法	性能参数	测试条件	
		启动测试	光照变化测试
文献[6]	跟踪时间/s	0.04	0.04
	稳定输出功率/W	150.28~150.30	311.40~311.43
	跟踪精度/%	74.92~74.93	96.68~96.69
文献[10]	跟踪时间/s	1.20	1.23
	稳定输出功率/W	200.41	320.98
	跟踪精度/%	99.91	99.65
文献[14]	跟踪时间/s	1.23	1.11
	稳定输出功率/W	200.39~200.41	321.81~321.84
	跟踪精度/%	99.90~99.91	99.91~99.92
文献[17]	跟踪时间/s	1.04	1.06
	稳定输出功率/W	200.43	321.87
	跟踪精度/%	99.92	99.93
文献[18]	跟踪时间/s	0.69	0.67
	稳定输出功率/W	199.42	314.25
	跟踪精度/%	99.42	97.56
本文	跟踪时间/s	0.39	0.38
	稳定输出功率/W	200.49	322.01
	跟踪精度/%	99.95	99.97

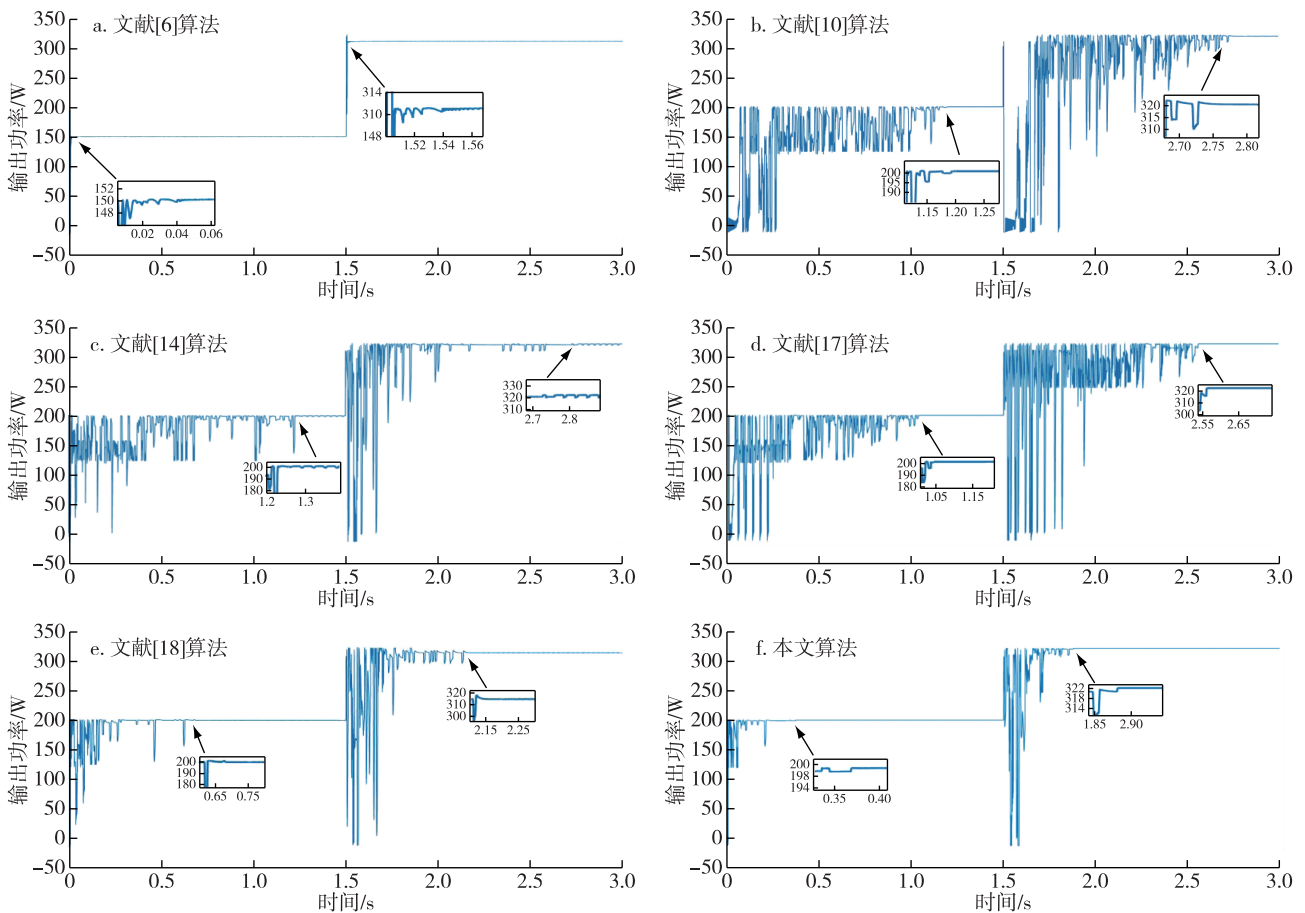


图 5 光伏阵列输出功率变化曲线

Fig. 5 Variation curves of photovoltaic array power output

4 结论

本文针对光伏阵列在局部遮荫工况下 MPPT 问题,在分析其多峰输出特性基础上,提出了基于多策略混合改进 MVO 的控制算法.首先采用拉丁超立方抽样策略初始化宇宙种群,而后在 MVO 算法中引入柯西变异,并采用莱维飞行式 QPSO 算法对未参与迁移过程的宇宙进行补充优化,同时按照宇宙种群进化过程对 MVO 算法中的虫洞存在概率及旅行距离率参数进行自适应调整,以提高光伏阵列 MPPT 性能,最后利用 Matlab 仿真进行光伏阵列 MPPT 的启动测试及光照变化测试,并与其他算法进行仿真结果的对比分析,由分析结果可得到以下主要结论:

1) 本文算法可使光伏阵列输出避免陷入局部极值功率点,并最终收敛至 MPP,可满足光伏多峰 MPPT 控制需求;

2) 相对其他算法,本文算法的 MPPT 时间缩短了 45% 以上,跟踪速度更快,且跟踪精度更高,故具有相对突出的优越性,可有效提高光伏阵列发电效率.

参考文献

References

- [1] 张和平.双碳背景下新能源技术发展现状及展望[J].现代化工,2022,42(8):7-9
ZHANG Heping.Prospect of new energy technology under "carbon peak and carbon neutralization" [J]. Modern Chemical Industry, 2022, 42(8): 7-9
- [2] 苗青青,石春艳,张香平.碳中和目标下的光伏发电技术[J].化工进展,2022,41(3):1125-1131
MIAO Qingqing, SHI Chunyan, ZHANG Xiangping. Photovoltaic technology under carbon neutrality [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2022, 41(3): 1125-1131
- [3] 陈佳凝,魏霞,王维庆.基于多工况的光伏阵列的建模及输出特性分析[J].电源技术,2022,46(9):1038-1042
CHEN Jianing, WEI Xia, WANG Weiqing. Modeling and output characteristic analysis of photovoltaic array based on multiple working conditions [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(9): 1038-1042
- [4] 章文龙,肖文波,郁纪,等.局部遮荫下 12 种光伏阵列结构的输出特性研究[J].实验技术与管理,2022,39(3):70-79
ZHANG Wenlong, XIAO Wenbo, YU Ji, et al. Research on output characteristics of twelve photovoltaic array structures under partial shading [J]. Experimental Technology and Management, 2022, 39(3): 70-79
- [5] 花赧昊,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
HUA Yunhao, ZHU Wu, GUO Qiming. Review of MPPT algorithm of photovoltaic power generation system [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(12): 1855-1858
- [6] 周睿,徐良,刘文浩,等.基于改进扰动观察法的光伏 MPPT 控制算法研究[J].电源技术,2023,47(3):388-392
ZHOU Rui, XU Liang, LIU Wenhao, et al. Research on MPPT algorithm based on improved perturbation and observation method [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(3): 388-392
- [7] 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
ZHANG Dongning. Research on photovoltaic maximum power point tracking strategy based on improved conductance increment method [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(8): 82-90
- [8] 姜萍,栾艳军,张伟,等.局部遮荫下基于改进 PSO 的多峰值 MPPT 研究[J].太阳能学报,2021,42(8):140-145
JIANG Ping, LUAN Yanjun, ZHANG Wei, et al. Research of multi-peak MPPT under partial shaded conditions based on improved PSO algorithm [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(8): 140-145
- [9] 房俊龙,张卫丹,宋朝,等.基于 QPSO 的 MPPT 控制研究[J].电气传动,2019,49(11):88-91
FANG Junlong, ZHANG Weidan, SONG Chao, et al. Research on MPPT control based on QPSO [J]. Electric Drive, 2019, 49(11): 88-91
- [10] 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
MAO Mingxuan, XU Zhao, CUI Lichuang, et al. Research on multi-peak MPPT of photovoltaic array based on modified gray wolf optimization algorithm [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2023, 44(3): 450-456
- [11] 岳有军,成亚东,赵辉,等.基于退火算法优化的 PSO-PID 光伏 MPPT [J].电源技术,2023,47(5):678-681
YUE Youjun, CHENG Yadong, ZHAO Hui, et al. PSO-PID photovoltaic MPPT based on annealing algorithm optimization [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(5): 678-681
- [12] 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
MA Yongxiang, WANG Yuyang, YAN Qunmin, et al. Research on multi-peak maximum power tracking of photovoltaic array based on CSA [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(1): 51-55
- [13] 徐建国,王海新,沈建新.基于电导增量法与改进粒子群算法混合控制的最大功率点跟踪策略[J].可再生能源,2019,37(6):824-831
XU Jianguo, WANG Haixin, SHEN Jianxin. The hybrid control maximum power point tracking (MPPT) strategy based on incremental conductance method and improved particle swarm optimization algorithm [J]. Renewable Energy Resources, 2019, 37(6): 824-831
- [14] 张奕楠.基于改进量子粒子群的光伏多峰 MPPT 研究[D].天津:河北工业大学,2020

- ZHANG Yinan. Study of photovoltaic multimodal maximum power point tracking based on improved quantum particle swarm optimization [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2020
- [15] 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
- [16] 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
ZHU Juanjuan, LIU Xinyu, YAN Qunmin, et al. Research on photovoltaic maximum power point tracking under local shadow based on ICS-INC [J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology, 2023, 41(2):184-190
- [17] 李大虎,周泓宇,周悦,等.基于多元宇宙优化算法的混合光伏-温差系统 MPPT 设计[J].中国电力,2023,56(11):197-205
LI Dahu, ZHOU Hongyu, ZHOU Yue, et al. Multi-verse optimization based MPPT design of hybrid PV-TEG systems under partial shading condition [J]. Electric Power, 2023, 56(11):197-205
- [18] 吴忠强,曹碧莲,侯林成,等.基于改进多元宇宙优化算法的光伏系统最大功率点跟踪[J].电子与信息学报,2021,43(12):3735-3742
WU Zhongqiang, CAO Bilian, HOU Lincheng, et al. Maximum power point tracking for photovoltaic system based on improved multi-verse optimization [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(12):3735-3742
- [19] 苏建徽,余世杰,赵为,等.硅太阳能电池工程用数学模型[J].太阳能学报,2001,22(4):409-412
SU Jianhui, YU Shijie, ZHAO Wei, et al. Investigation on engineering analytical model of silicon solar cells [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2001, 22(4):409-412
- [20] 刘建成.局部阴影条件下光伏阵列 MPPT 模糊控制最优算法[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2018,10(4):473-479
LIU Jiancheng. Optimal fuzzy control for MPPT of photovoltaic array under partial shadow conditions [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2018, 10(4):473-479
- [21] Mirjalili S, Mirjalili S M, Hatamlou A. Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(2):495-513
- [22] 黄泽霞,俞攸红,黄德才.惯性权自适应调整的量子粒子群优化算法[J].上海交通大学学报,2012,46(2):228-232
HUANG Zexia, YU Youhong, HUANG Decai. Quantum-behaved particle swarm algorithm with self-adapting adjustment of inertia weight [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2012, 46(2):228-232

Photovoltaic multi-peak MPPT via multi-strategy hybrid improved MVO algorithm

FANG Shengli¹ ZHU Xiaoliang² MA Chunyan¹ HOU Maojun¹

¹ College of Electrical and Information Engineering, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China

² Shiyan Juneng Power Design Co., Ltd., Shiyan 442000, China

Abstract The electric power output of photovoltaic array exhibits multi-peak characteristics under partial shading conditions, and changes with the external environment. To achieve efficient power output, the Multi-Verse Optimization (MVO) algorithm, which has outstanding advantages in solving low dimensional and small-scale optimization problems, is exploited to carry out Maximum Power Point Tracking (MPPT), and multiple strategies are integrated to address its defects. Then Latin hypercube sampling is used to initialize the universe population, and Cauchy mutation is carried out on the universe randomly swapped according to roulette strategy, thus increasing the diversity of the universe population. Meanwhile, the Levy flight Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm is introduced, and the wormhole existence probability and travel distance rate are adaptively adjusted to enhance the global exploration and local development capabilities of the algorithm. Simulation on Matlab shows that the proposed approach reduces MPPT time by more than 45% and improves MPPT accuracy, indicating its better MPPT performance to improve the photovoltaic power generation efficiency.

Key words photovoltaic array; multi-peak characteristics; maximum power point tracking (MPPT); multi-verse optimizer; Latin hypercube sampling strategy; Cauchy mutation; Levy flight; quantum particle swarm optimization (QPSO)