

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108550

基于 DE-GWO 算法的光伏系统 MPPT 仿真研究

杨永康 缪书唯

(三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002)

摘要: 光伏系统受部分遮影作用,使其 P-V 特性曲线呈现多峰特性,导致传统最大功率点跟踪算法的跟踪效率降低。为此,本文提出含双层结构的最大功率点跟踪算法,将差分进化算法和灰狼优化算法分别置于附属层和主层,运用更替和反哺方式促使两组算法协同搜索使光伏系统输出功率最大化的占空比。首先,将占空比拟物为各算法的个体和灰狼;然后,采用差分进化算法快速搜索多组群体,将各组群体内最佳占空比更替为主层狼群的位置;最后,应用灰狼优化算法对狼群的位置寻优,并将 α 狼反哺回附属层,指导附属层群体更新。在 MATLAB2017a/Simulink 环境下,应用本文算法对不同遮影程度的 4 组案例进行仿真,结果表明,本文算法在四组案例中跟踪效率分别为 99.63%、99.91%、99.41% 和 99.95%,均高于其余 3 类算法,可较好提升光伏系统发电量。

关键词: 光伏系统;最大功率点跟踪;差分进化算法;灰狼优化算法

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

MPPT simulation of photovoltaic system based on DE-GWO algorithm

Yang Yongkang Miao Shuwei

(College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: The P-V curve of photovoltaic system is multimodal due to the effect of partial shading. This reduces the tracking efficiency of the traditional maximum power point tracking algorithm. To handle this effect, this paper proposes a two-layered maximum power point tracking algorithm. The differential evolution algorithm is placed in the slave layer, whereas the gray wolf optimization algorithm is placed in the master layer. In order to search the optimal duty cycle that maximizes the power output of photovoltaic system, the methods of replacement and feedback are employed to strengthen the cooperation between two algorithms. Firstly, the duty cycle is considered as the individual and the gray wolf of each algorithm, respectively. Then, differential evolution algorithm is used to search multiple groups of individuals rapidly, and the positions of the wolves in master layer are replaced by the best duty cycle in each group. Finally, the grey wolf optimization algorithm is employed to optimize the positions of wolves, and the α wolf is feed back to the slave layer. This can guide the update of individuals in the slave layer. With the platform of MATLAB2017a/Simulink, the proposed algorithm is applied to simulate four cases under different magnitudes of shading. The results indicate that the efficiencies of proposed algorithm are 99.63%, 99.91%, 99.41% and 99.95% in four cases, respectively. All these efficiencies are above those of other three existing algorithms. The energy production of photovoltaic system can be well improved by the proposed algorithm.

Keywords: photovoltaic system; maximum power point tracking; differential evolution algorithm; grey wolf optimization algorithm

0 引言

大规模开发可再生能源是应对化石能源危机和温室效应的可行手段之一,太阳能、风能等可再生能源具有可持续性、分布广和低碳等特点^[1]。在实际工况中,光伏系统接受的辐照度和温度并不恒定,为从光伏系统中获得最大功率,

通常在光伏系统中加入最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)控制器。因此,提高 MPPT 控制器的跟踪效率能够在一定程度上提升光伏系统的发电量及其收益^[2-3]。

现有研究中包含各类 MPPT 算法,如电导增量法(incremental conductance, INC)^[4]和扰动观察法(perturbation

and observation, P&O)^[5-6]等传统 MPPT 控制算法。这些算法具有结构简单和易于实现的优点,在辐照度均匀条件下跟踪效率较好,但当光伏阵列处于部分遮影条件下,INC 和 P&O 算法存在跟踪到局部最大功率点的可能。用于 MPPT 算法的生物启发算法包含粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[7]、灰狼优化 (gray wolf optimization, GWO) 算法^[8]、蝗虫优化 (grasshopper optimization algorithm, GOA) 算法^[9]和差分进化 (differential evolution, DE) 算法^[10]等。生物启发算法能有效搜索到部分遮影条件下的全局最大功率点 (global maximum power point, GMPP),但算法的机制会导致收敛速度较慢,在搜索过程中有陷入局部最优解的可能,难以真正实现 MPPT。

本文提出含双层结构的 DE-GWO 算法,具有简明高效的特点,仅需较少迭代次数即可跟踪到 GMPP。将占空比拟物为各算法的个体和灰狼,应用 DE 算法对附属层群体进行快速探索,得到多组优秀个体,用于更替主层狼群的位置,应用 GWO 算法对主层狼群进行开发,并将主层最优解反哺回附属层群体。主层中单头灰狼引领附属层中单组群体,两者使用更替和反哺操作实现层间信息交互,进而促使两者协同搜索最优占空比。

1 部分遮影下光伏阵列特性

1.1 光伏组件模型

光伏电池等效电路如图 1 所示,光伏电池等效电路由电流源、二极管、并联电阻 R_{sh} 和串联电阻 R_s 构成,光伏电池的伏安特性由式(1)表示^[11]:

$$I = I_{ph} - I_o \left(e^{\frac{q}{kT}(V+IR_s)} - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中: I 是光伏电池的输出电流(A); I_{ph} 是光生电流(A); I_o 是二极管的反向饱和电流(A); q 是电子电荷, $q = 1.602 \times 10^{-19}$ C; A 是理想因子; k 是玻尔兹曼常数, $k = 1.381 \times 10^{-23}$ J/K; T 是绝对温度(°C); V 是光伏电池的输出电压(V); R_{sh} 是并联电阻(Ω); R_s 是串联电阻(Ω)。

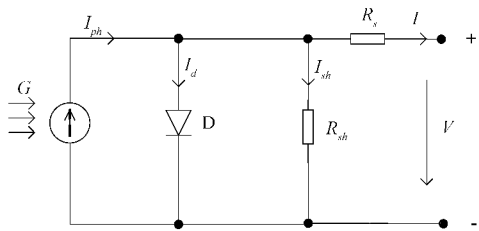
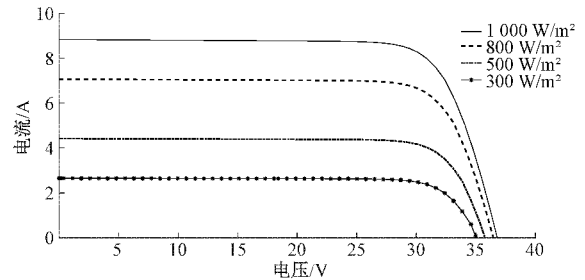


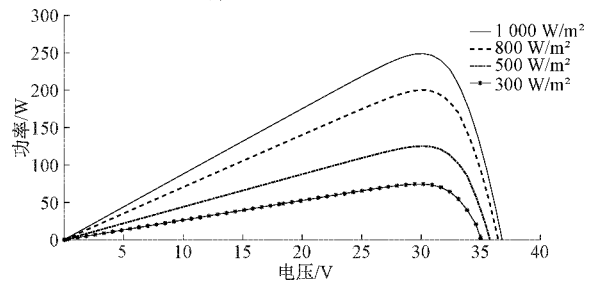
图 1 光伏电池等效电路

基于 MATLAB2017a/Simulink 仿真平台,画出型号为 TP250MBZ 的光伏组件在 25 °C 和 4 组不同辐照度下的 I-V 和 P-V 特性曲线,如图 2 所示。可以看到,在均匀辐照情形下,P-V 特性曲线具有单峰特性。其中图 2(a)是光伏组件输出电流-电压(I-V)特性曲线,图 2(b)是光伏组件输

出功率-电压(P-V)特性曲线。在不同辐照度下,光伏组件的最大功率和最大功率点的电流不同,但是最大功率点的电压近似相同。



(a) 光伏组件 I-V 特性曲线



(b) 光伏组件 P-V 特性曲线

图 2 型号 TP250MBZ 光伏组件的 I-V 和 P-V 特性曲线

1.2 部分遮影对光伏阵列的影响

本文以 4 块型号为 TP250MBZ 的光伏组件串联组成光伏阵列为例。当辐照度不均匀时,光伏阵列内光伏组件的功率特性随着遮影程度不同而改变^[12],导致光伏阵列的 P-V 特性曲线呈现多峰特性。表 1 显示未遮影和部分遮影下光伏阵列中 4 块光伏组件接受的辐照度和 GMPP。

表 1 4 组案例下的辐照度和 GMPP

案例	辐照度/(kW·m ⁻²)	GMPP/W
案例 1	1,1,1,1	1 000
案例 2	1,1,0.5,0.5	543.18
案例 3	1,0.3,0.6,0.3	326.56
案例 4	1,0.8,0.5,0.3	412.09

图 3 所示为未遮影和部分遮影下光伏阵列的 I-V 和 P-V 特性曲线。由于该光伏阵列采用串联结构,其输出电压为多个光伏组件输出电压之和,输出电流与流经各光伏组件的电流相同。图 3 表明 GMPP 位置是随遮影条件而变化的,传统 MPPT 控制算法可能跟踪到局部最大功率点,使光伏系统的输出功率降低,需要研究实现全局最大功率点跟踪的 MPPT 控制算法,提高光伏系统的发电量。

为有效处理图 3 中 P-V 特性曲线呈现多峰特性的问题,通常在光伏系统中加入 MPPT 控制器及其 MPPT 算法,需要给出 MPPT 算法的控制变量和适应值函数。其中,控制变量对应优化问题的候选解,候选解通常选择占空比,而适应值通常以光伏阵列的输出功率作为判断。通过

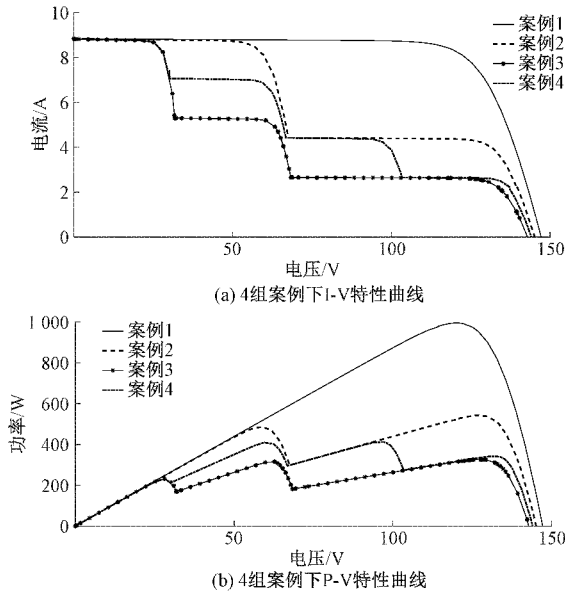


图3 4组案例下I-V和P-V特性曲线

调整占空比进而改变光伏系统的输出功率。因此,MPPT算法本质是不断搜寻合适的占空比,直至光伏系统输出功率达到最大值,进而实现MPPT^[15]。

2 基于DE-GWO算法的MPPT策略

2.1 DE-GWO算法的占空比拟物化

本文中优化问题的候选解对应于附属层群体和主层狼群,候选解代表光伏系统中的占空比 d ,附属层群体和主层狼群的初始化表达式分别为式(2)和(3),具体公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{(DE,t)} = \begin{bmatrix} x_{1,1}^{(DE,t)} & x_{1,2}^{(DE,t)} & \cdots & x_{1,N}^{(DE,t)} \\ x_{2,1}^{(DE,t)} & x_{2,2}^{(DE,t)} & \cdots & x_{2,N}^{(DE,t)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M,1}^{(DE,t)} & x_{M,2}^{(DE,t)} & \cdots & x_{M,N}^{(DE,t)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_i^{(GWO,t)} = [x_1^{(GWO,t)}, x_2^{(GWO,t)}, \dots, x_M^{(GWO,t)}] \quad (3)$$

式中: i 是主层灰狼的序号, $i=(1, 2, 3, \dots, M)$; j 是附属层每组个体的序号, $j=(1, 2, 3, \dots, N)$; t 是当前迭代次数。例如, $x_{1,1}^{(DE,t)}$ 是附属层中第1组附属群体的第1个个体, $x_1^{(GWO,t)}$ 是主层狼群中第1头灰狼。

2.2 DE-GWO算法的更替和反哺操作

GWO算法相比于其他智能优化算法,对种群有引导作用的个体数量更多,狼群之间的信息交流能力强,使得算法在开发局部最优解时具有天然优势,但该算法存在可能陷入局部最优解的不足^[8]。DE算法在更新过程中,个体具有较强的探索能力,但该算法存在收敛速度较慢、容易陷入局部最优解等不足^[10]。将两类算法有效结合,使结合所得DE-GWO算法继承两类算法的优点,可提升其探索目标区域和开发全局最优解的能力。

本文提出图4中含双层结构的DE-GWO算法,图4中主层包含 M 头灰狼,灰狼种群按照GWO算法的策略进行

更新,主层最优解将反哺回附属层,指导附属层群体进行更新。每头主层灰狼均匀附属着一组 N 个个体,附属层共包含 MN 个个体,这些个体按照DE算法的策略进行更新,各组最优解会更替主层灰狼的位置。

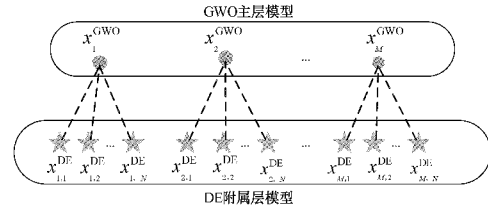


图4 DE-GWO算法的双层结构图

图5所示为更替和反哺操作流程,用于有效加强图4中主层GWO算法和附属层DE算法间的信息交换,实现协同搜索。在DE-GWO算法中,第 t 次迭代向第 $t+1$ 次迭代更新时的过程如图5所示,附属层群体按照DE算法优先搜索全局,得到第 $t+1$ 次迭代的新附属层群体,运用新附属层群体中各组最优解更替第 t 次迭代时所附属的主层灰狼,主层狼群经历更替后按照GWO算法进行更新,并将其更新后的解反哺回新附属层群体。当迭代次数为 $t+2$ 时,重复上述操作完成DE-GWO算法中个体和灰狼的更新。

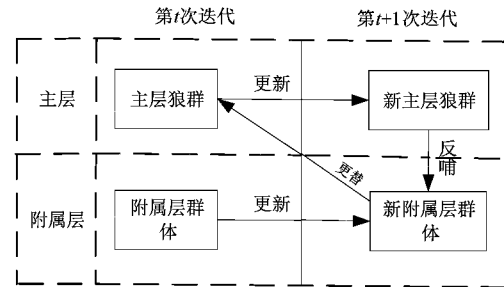


图5 更替和反哺操作流程

当灰狼的位置与各组附属层群体最优位置满足式(4)时,更替每头灰狼的位置,该更替操作的具体公式如下:

$$x_i^{(GWO,t)} = \begin{cases} x_{i,best}^{(DE,t+1)}, & fit(x_{i,best}^{(DE,t+1)}) > fit(x_i^{(GWO,t)}) \\ x_i^{(GWO,t)}, & fit(x_{i,best}^{(DE,t+1)}) < fit(x_i^{(GWO,t)}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $x_i^{(GWO,t)}$ 是第 t 次迭代时主层中第 i 头灰狼的位置; $x_{i,best}^{(DE,t+1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时第 i 组附属群体中最优解; $fit(\cdot)$ 是问题的适应值函数,由光伏阵列的输出功率作为适应值判断。

在主层中狼群经历第 t 次迭代后,灰狼的适应值必然优于相应附属层群体,将主层灰狼的位置反哺回附属层个体,该反哺操作包含式(5)和(6)的两组运算:

$$x_{i,worst}^{(DE,t-1)} = x_i^{(GWO,t-1)} \quad (5)$$

$$x_{best}^{(DE,t-1)} = x_{best}^{(GWO,t-1)} \quad (6)$$

式中: $x_{i,worst}^{(DE,t-1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时第 i 组附属群体中最差个体; $x_{best}^{(DE,t-1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时附属层中的最优个体;

$x_i^{(GWO,t+1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时主层狼群中第 i 头灰狼的位置; $x_{best}^{(GWO,t-1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时主层狼群中的最优位置。

2.3 基于 DE-GWO 算法的占空比求解策略

1) 全局搜索

在 DE-GWO 算法的每次迭代过程中, DE 算法优先搜索全局。附属层群体的变异操作和 1 对 1 选择分别由式(7)和(8)表示^[10]:

$$v_{i,j}^{(DE,t)} = x_{best}^{(DE,t)} + F(x_{r_1}^{(DE,t)} - x_{r_2}^{(DE,t)} + x_{r_3}^{(DE,t)} - x_{r_4}^{(DE,t)}) \quad (7)$$

$$x_{i,j}^{(DE,t-1)} = \begin{cases} v_{i,j}^{(DE,t)}, & fit(v_{i,j}^{(DE,t)}) > fit(x_{i,j}^{(DE,t)}) \\ x_{i,j}^{(DE,t)}, & fit(v_{i,j}^{(DE,t)}) < fit(x_{i,j}^{(DE,t)}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $v_{i,j}^{(DE,t)}$ 是附属层第 i 组附属群体中第 j 个变异个体; $x_{best}^{(DE,t)}$ 是附属层中的最优解; F 是缩放因子; r_1, r_2, r_3 和 r_4 是式(2)中行数 i 和列数 j 均随机生成的 (i, j) 序号。

本文中缩放因子的取值策略为自适应收缩, 能够根据 DE-GWO 算法的迭代次数, 自适应地调整缩放因子的取值, 由式(9)表示:

$$F = F_{max} e^{-\frac{t_{max} - t}{t_{max} - 1} (F_{max} - F_{min})} \quad (9)$$

式中: t_{max} 是最大迭代次数; F 是缩放因子的取值; F_{max} 和 F_{min} 分别是缩放因子的上限和下限, 分别取值为 2 和 0.3。

2) 局部搜索

狼群的捕猎过程由 α 狼引导, β 狼和 δ 狼加入捕猎过程, 并帮助 α 狼进行决策和行动, 狼群中每头灰狼都要根据 α, β 和 δ 狼的位置进行更新。在每次捕猎行为中, α, β 和 δ 狼的位置由狼群中最优的 3 个位置替换, 所有灰狼围绕 α, β 和 δ 狼的位置进行更新, 由式(10)~(11)表示^[14]:

$$D = |Cx_p^{(GWO,t)} - x_i^{(GWO,t)}| \quad (10)$$

$$x_i^{(GWO,t+1)} = x_i^{(GWO,t)} - AD \quad (11)$$

式中: D 是灰狼与猎物之间的距离; $x_p^{(GWO,t)}$ 和 $x_i^{(GWO,t)}$ 分别是猎物与灰狼的位置; A, C 是参数向量, 表达式分别为式(12)和式(13)^[14]:

$$A = 2al_1 - a \quad (12)$$

$$C = 2l_2 \quad (13)$$

式中: l_1 和 l_2 是 $[0, 1]$ 间的随机量; a 是随迭代次数增大而从 2 线性递减至 0 的收敛因子。

本文对 a 的取值采用自然指数衰减法, 由式(14)表示:

$$a = 2b \left(\frac{\varepsilon}{t_{max}}\right) \quad (14)$$

式中: b 是衰减系数, 其取值 0.6; t 是当前迭代次数; t_{max} 是最大迭代次数; ε 是衰减因子。

捕猎行为方程由式(15)~(17)表示^[14]:

$$\begin{cases} D_{i,\alpha} = |Cx_\alpha^{(GWO,t)} - x_i^{(GWO,t)}| \\ D_{i,\beta} = |Cx_\beta^{(GWO,t)} - x_i^{(GWO,t)}| \\ D_{i,\delta} = |Cx_\delta^{(GWO,t)} - x_i^{(GWO,t)}| \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} x_1^{(GWO,t+1)} = x_\alpha^{(GWO,t)} - A_1 D_{i,\alpha} \\ x_2^{(GWO,t+1)} = x_\beta^{(GWO,t)} - A_2 D_{i,\beta} \\ x_3^{(GWO,t+1)} = x_\delta^{(GWO,t)} - A_3 D_{i,\delta} \end{cases} \quad (16)$$

$$x_i^{(GWO,t+1)} = \frac{x_1^{(GWO,t+1)} + x_2^{(GWO,t+1)} + x_3^{(GWO,t+1)}}{3} \quad (17)$$

式中: $D_{i,\alpha}, D_{i,\beta}$ 和 $D_{i,\delta}$ 是第 i 头灰狼与猎物之间的距离; $x_i^{(GWO,t+1)}$ 是第 $t+1$ 次迭代时第 i 头灰狼的位置; 并作为下次迭代的初始值。每头灰狼在迭代后与以历史位置进行比较, 使得每头灰狼能始终保证个体的最优。

3) 重启条件及性能指标

当光照条件或部分遮影情况发生突变时, 需重启本文 DE-GWO 算法, 本文以功率变换量为依据设置重启条件为^[15]:

$$\Delta P = \frac{|P_n - P_m|}{P_m} > 0.05 \quad (18)$$

式中: P_n 是当前时刻光伏系统的输出功率; P_m 是最大功率。当 $\Delta P > 0.05$ 时, 重启算法。

评估每类 MPPT 算法性能的指标设定为跟踪效率 η , 公式如下:

$$\eta = \frac{P_{mpp}}{GMPP} \times 100\% \quad (19)$$

式中: $GMPP$ 是表 1 中 $GMPP$ 的数值; P_{mpp} 是光伏阵列的实际输出功率。

2.4 算法实现步骤

本文 DE-GWO 算法主要步骤如下:

- 1) 在约束边界内, 随机初始化主层 M 头灰狼和附属层 MN 个个体, 设置算法参数;
- 2) 计算主层狼群和附属层群体的适应值;
- 3) 运用改进的 DE 算法更新每组附属层个体的位置, 在每次迭代后找出每组附属层群体的最优解 $x_{i,best}^{(DE,t+1)}$;
- 4) 在步骤 1) 的基础上, 根据式(4)更替主层灰狼 $x_i^{(GWO,t)}$;
- 5) 在步骤 4) 的基础上, 运用改进的 GWO 算法更新主层灰狼的位置 $x_i^{(GWO,t+1)}$, 根据式(5)~(6), 将主层灰狼的位置反哺回附属层个体;
- 6) 以主层狼群的最优解为最终解, 光伏系统输出最终解对应的功率;
- 7) 如果迭代次数 t 不满足最大迭代次数 t_{max} , 则令迭代次数 t 增大 1 次, 并转回步骤 2), 进入下次更新过程;
- 8) 判断是否满足重启条件, 若功率变换量满足式(18) 则返回步骤 1), 不满足则保持输出功率不变。

3 仿真分析

3.1 MPPT 仿真模型及参数设置

为验证本文 DE-GWO 算法的正确性和有效性, 运用 MATLAB2017a/Simulink 仿真平台, 搭建如图 6 所示包含 MPPT 控制器的光伏系统, 该系统由光伏阵列、MPPT 控制器、Boost 电路和负载组成^[16]。为简化实验设置, 将光伏系统的负载设置为阻性负载。

应用 S-Function 函数将本文 DE-GWO 算法编写为图 6 中 DE-GWO 算法模块, 该模块的输入量为光伏阵列的

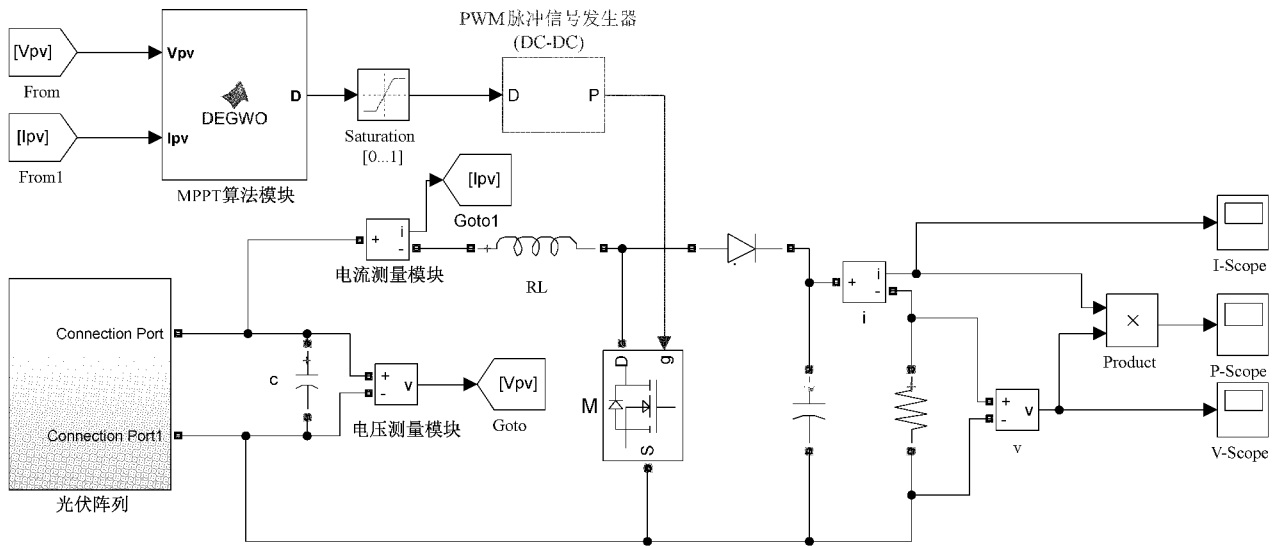


图6 光伏系统MPPT仿真模型

输出电流和电压,两者由图6中电流和电压测量模块从光伏阵列的输出量中获取。DE-GWO算法模块的输出量为控制Boost电路的占空比 d ,当仿真开始后,DE-GWO算法模块执行第2节的DE-GWO算法,搜索得到当前最优占空比,并将该最优占空比输入至图6中PWM脉冲信号发生器,用于驱动Boost电路,改变光伏阵列的等效电阻,进而最大化光伏系统输出功率。从图6中示波器模块P-Scope获取光伏系统输出侧的功率波形图,从图6中示波器模块I-Scope和V-Scope分别获得光伏系统输出侧的电流和电压波形图。图6中光伏阵列模块内光伏组件的最大功率点、开路电压和短路电流等详细参数如表2所示,图6中Boost电路内电感、电容和负载阻抗等详细参数如表3所示。

表2 光伏组件的技术参数

名称	参数
光伏组件型号	TP250MBZ
最大功率点 P_{mpp}/W	249
开路电压 V_{oc}/V	36.8
短路电流 I_{sc}/A	8.83
最大功率点电压 V_{mpp}/V	30
最大功率点电流 I_{mpp}/A	8.3
V_{oc} 的温度系数/(%/deg. C)	-0.33
I_{sc} 的温度系数/(%/deg. C)	0.063

表3 Boost电路参数

名称	参数
电感 L/mH	1.147 8
电容 C/mF	0.467 6
负载阻抗 R/Ω	53
开关频率 f/kHz	50

3.2 静态遮影下MPPT仿真

为验证本文DE-GWO算法在静态遮影下的跟踪性能,应用图6中建立的仿真模型,对表1中4组案例进行MPPT仿真,仿真时长设置为2s。另外,将现有DE算法、PSO算法和GWO算法分别应用S-Function函数编写为MATLAB2017a/Simulink中相应MPPT算法模块,分别替换图6中的DE-GWO算法模块后,再次对表1中4组案例进行MPPT仿真。

表4所示为本文DE-GWO算法和其余3类算法在4组案例下跟踪到的功率和跟踪效率。从中可以看到如下现象。

表4 4组案例下不同MPPT算法的仿真结果

案例	MPPT算法	跟踪到的功率/W	跟踪效率/%
案例1	DE-GWO	996.31	99.63
	DE	995.56	99.56
	PSO	994.93	99.49
	GWO	981.15	98.12
案例2	DE-GWO	542.96	99.91
	DE	540.49	99.50
	PSO	540.01	99.41
案例3	GWO	540.75	99.55
	DE-GWO	324.39	99.41
	DE	321.04	98.31
案例4	PSO	321.45	98.51
	GWO	321.21	98.44
	DE-GWO	411.88	99.95
	DE	408.24	99.06
案例4	PSO	409.47	99.36
	GWO	409.01	99.25

1)在 4 组案例下,DE-GWO 算法和其余 3 类算法跟踪到的功率值均接近表 1 中 GMPP。

2)在 4 组案例下,DE-GWO 算法的跟踪效率均高其余 3 类算法的跟踪效率。例如,案例 1 中,GWO 算法的跟踪效率为 98.12%,而本文 DE-GWO 算法的跟踪效率为 99.63%。

以上现象表明本文 DE-GWO 算法在 MPPT 跟踪性能上优于其余 3 类算法。图 7 所示为 4 组案例下,应用本文 DE-GWO 和其余 3 类算法后,由图 6 中示波器模块 P-Scope 输出的光伏系统功率波形图,其中,粗实线和细实线分别代表本文 DE-GWO 算法和 PSO 算法的跟踪结果,其余两类虚线分别代表 DE 算法和 GWO 算法的跟踪结果,从中可以看到如下现象。

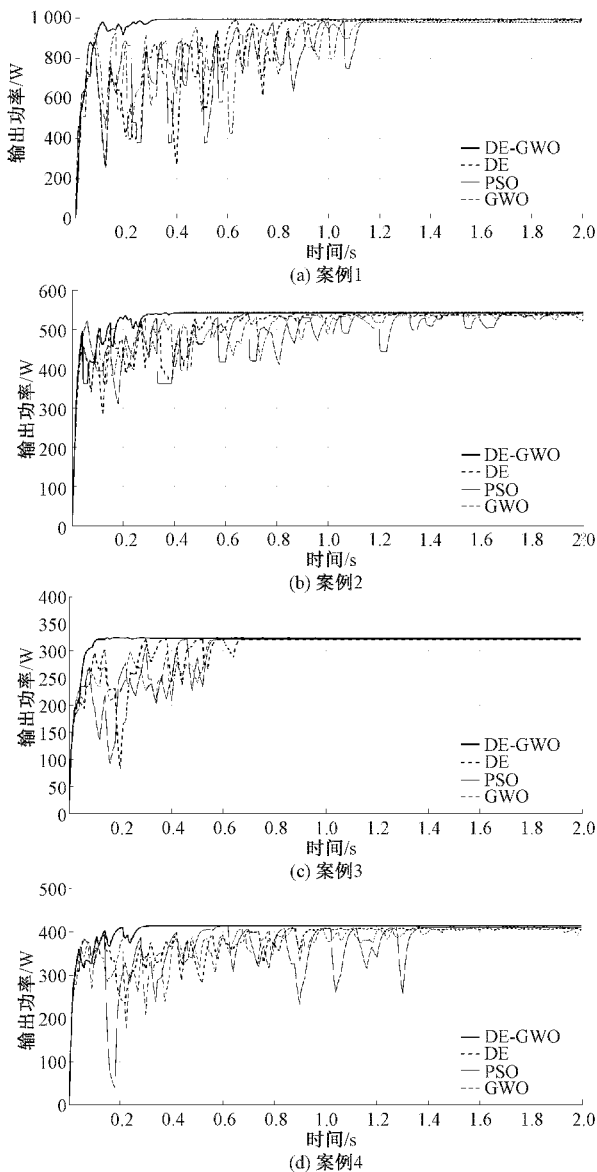


图 7 4 组案例下不同 MPPT 算法的光伏系统功率输出波形

1)在 4 组案例下,DE-GWO 算法比其余 3 类算法更早收敛至平稳值,且收敛后的平稳值均高于其余 3 类算法。

2)在 4 组案例下,DE-GWO 算法仅经过较少的振荡即可收敛至平稳值,其余 3 类算法将经历较多的振荡才能收敛至平稳值。

以上现象再次表明本文 DE-GWO 算法的 MPPT 跟踪性能相较于其他 3 类算法更高效。这与表 4 中观察到的结果保持一致。

3.3 时变遮影下 MPPT 仿真

为验证时变遮影下,本文 DE-GWO 算法和其余 3 类算法的 MPPT 跟踪性能,本文仿真时长设置为 4 s,在仿真时长第 2 s 时刻,光伏阵列中 4 块光伏组件接受的辐照度由 1 000、1 000、1 000 和 1 000 W/m² 突变到 1 000、1 000、500 和 500 W/m²。在图 8 中各曲线的标记与图 7 中的标记一致,从中可以看到如下现象。

1)在遮影程度改变前后,DE-GWO 算法仍比其余 3 类算法更早收敛至平稳值。

2)在遮影程度改变前后,DE-GWO 算法仍仅经过较少的振荡即可收敛至平稳值。

以上现象表明在时变遮影下,本文 DE-GWO 算法的 MPPT 跟踪性能均优于其余 3 类算法。

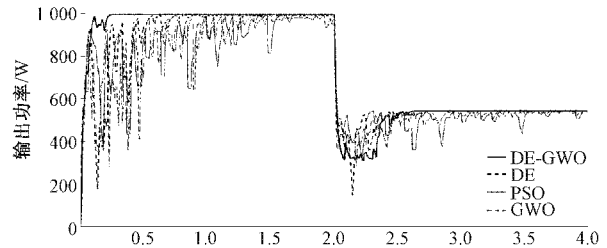


图 8 时变遮影下不同 MPPT 算法的光伏系统功率输出波形

4 结 论

本文提出含双层结构的 DE-GWO 算法,用于实现部分遮影下光伏系统的最大功率点跟踪。DE-GWO 算法应用更替和反哺操作,使得主层的狼群和附属层的群体实现协同搜索,附属层群体提升主层狼群中 β 狼和 δ 狼决策和行动的影响力,主层狼群中 α 狼引导附属层群体的下次更新。上述方法使结合所得 DE-GWO 算法较好地继承两类算法的优点,可提升其探索目标区域和开发全局最优解的能力,增强算法的搜索能力和收敛速度。仿真结果表明,即使光伏系统 P-V 特性曲线呈现多峰特性,本文 DE-GWO 算法仍具备较好的跟踪性能和较少的稳态振荡,在一定程度上提升光伏系统的发电量及其收益。

本文下一步的研究方向拟将 MPPT 算法与光伏系统并网控制策略结合,进而提升并网光伏系统的电能质量和稳定性。

参考文献

- [1] 缪书唯,蒋晨,李丹,等. 基于互转换 Ornstein-Uhlenbeck 过程的风速仿真模型及应用[J]. 电力系统自动化, 2022,46(3):75-84.
- [2] BABA A O, LIU G, CHEN X, et al. Classification and evaluation review of maximum power point tracking methods[J]. Sustainable Futures, 2020,2: 100020.
- [3] MAO M, CUI L, ZHANG Q, et al. Classification and summarization of solar photovoltaic MPPT techniques: A review based on traditional and intelligent control strategies [J]. Energy Reports, 2020, 6:1312-1327.
- [4] 刘明亮,张逸,范元亮,等. 一种基于变步长电导增量法的自适应 MPPT 控制策略[J]. 可再生能源, 2017, 35(5):681-688.
- [5] 陈亚爱,周京华,李津,等. 梯度式变步长 MPPT 算法在光伏系统中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(19):3156-3161.
- [6] 彭志辉,彭玉春,周宏明,等. 光照快速变化下 MPPT 算法扰动步长的优化设计[J]. 太阳能学报, 2020, 41(8):137-143.
- [7] LAMZOURI F E, BOUFOUNAS E M, BRAHMI A, et al. Optimized TSMC control based MPPT for PV system under variable atmospheric conditions using PSO algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2020, 170:887-892.
- [8] 石季英,张登雨,薛飞,等. 基于改进灰狼优化-黄金分割混合算法的光伏阵列 MPPT 方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(5):21-26.
- [9] SRIDHAR R, SUBRAMANI C, PATHY S. A grasshopper optimization algorithm aided maximum power point tracking for partially shaded photovoltaic systems[J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 92(5):107124.
- [10] RAMLI M, ISHAQUE K, JAWAID F, et al. A modified differential evolution based maximum power point tracker for photovoltaic system under partial shading condition [J]. Energy & Buildings, 2015, 103(SEP.):175-184.
- [11] 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.
- [12] 陈忠华,刘博,郭瑞,等. 基于改进鸽群算法的光伏阵列 MPPT 方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(8):32-40.
- [13] 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.
- [14] XIE Q, GUO Z, LIU D, et al. Optimization of heliostat field distribution based on improved gray wolf optimization algorithm[J]. Renewable Energy, 2021, DOI:10.1016/j.renene.2021.05.058.
- [15] 姜萍,栾艳军,张伟,等. 局部遮阴下基于改进 PSO 的多峰值 MPPT 研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(8): 140-145.
- [16] 刘春娟,郑丽君,孙赞赞,等. 基于改进型细菌觅食算法的 MPPT[J]. 太阳能学报, 2021, 42(9):83-89.

作者简介

杨永康,硕士研究生,主要研究方向为光伏系统最大功率点跟踪技术和光伏并网控制。

E-mail:1499640782@qq.com

缪书唯(通信作者),博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为风电场风况建模、风电场并网系统可靠性评估和优化。

E-mail:jabker@163.com