

基于改进 GSA 算法的光伏最大功率点跟踪技术研究

李 婕^{1,2}, 张盼盼¹, 齐山成¹, 白圆童¹, 杨 捷¹

(1. 河南工学院 电气工程与自动化学院, 河南 新乡 453003; 2. 新乡市旋转机械运行状态智能监测工程技术研究中心, 河南 新乡 453003)

摘要: 光伏电池的输出特性随着温度、光照等环境因素变化, 导致光伏系统发电效率低, 因此提高光伏组件的最大功率点跟踪性能是十分必要的。通过搭建光伏电池的模型, 提出了一种改进 GSA 算法的光伏 MPPT 控制策略, 利用 T-S 模糊神经网络算法动态修正 GSA 算法中的衰减因子 α , 改善了 GSA 算法中因引力常数计算困难而导致最大功率点跟踪速度慢、误差大等问题。对正常和局部阴影工况下光伏组件 MPPT 性能的验证结果表明, 改进后的 GSA 算法在光伏 MPPT 控制中较传统 GSA 算法具有收敛速度快、搜索振荡小和稳态精度高的优点。

关键词: 光伏组件模型; 改进引力搜索算法; MPPT; T-S 模糊神经网络

中图分类号: TM615

文献标志码: A

文章编号: 2096-7772-(2025)01-0012-06

0 引言

尽管光伏发电技术近年来取得了显著进步, 大规模并网应用也日益广泛, 但其实际发电效率仍有待提高^[1]。在组件输出特性层面, 通过实现最大功率点跟踪 (Maximum Power Point Tracking, MPPT) 是提高光伏系统效率的一种有效手段。

国内外学者针对此问题已做出大量研究, 传统 MPPT 算法主要包括^[2-6]: 扰动观察 (Perturbation and Observation, P&O) 法、增量电导 (Incremental Conductance, IncCond) 法、恒定电压跟踪 (Constant Voltage, CV) 法、遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 和传统引力搜索算法 (Gravitational Search Algorithms, GSA) 等。P&O 法通过在工作点上的小幅度扰动 (增加或减少电压或电流), 观察输出功率的变化来确定最大功率点, 但可能存在振荡问题; IncCond 法通过计算电导的增量变化来确定最大功率点, 在某些工作条件下, 如光照变化缓慢时, 增量电导难以提供准确的最大功率点信息; CV 法通过维持一个固定的电压水平来简化 MPPT 过程, 在实践过

程中最大功率点对应于一个固定的电压不容易实现; GA 算法使用搜索能力来寻找最大功率点, 但可能需要较长的时间来收敛, 且对于参数设置较为敏感。环境适应性差、收敛速度慢为以上方法面临的共同问题。GSA 算法根据牛顿万有引力定律的元启发式人工智能优化算法, 在全局寻优能力和收敛速率上都有着一定的优越性, 但是, 该算法存在局部寻优能力不足、缺乏有效加速机制等缺点, 因此, 在实际应用中, GSA 算法还需要做进一步改进。

本文在建立光伏组件模型基础上, 采用 T-S 模糊神经网络改进的 GSA 算法实现正常工况和阴影遮挡工况下的 MPPT, 并在动态修正了 GSA 算法中引力常数的衰减因子后, 可以有效提升跟踪速度和精度。

1 光伏电池的数学模型

光伏电池的数学模型主要有单二极管五参数模型和双二极管七参数模型^[7], 为保证模型的准确性和工程实用性, 本文选择单二极管五参数模型, 其等效电路图如图 1 所示。

收稿日期: 2022-04-15

项目基金: 河南省科技攻关项目 (242102240040)

第一作者简介: 李婕 (1987—), 女, 河南荥阳人, 讲师, 硕士, 主要从事嵌入式系统开发, 故障诊断研究。

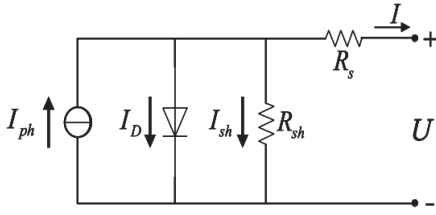


图1 光伏电池单二极管五参数模型模型等效电路图

图中, I_{ph} 、 I_D 、 I_{sh} 分别是光生电流、二极管反向饱和电流、并联支路电流, R_{sh} 是等效并联电阻, R_s 是等效串联电阻, I 是光伏电池的理想输出电流, U 是光伏电池的输出电压。光伏电池的电压、电流关系如下:

$$I = I_{ph} - I_{DO} \left\{ \exp \left[\frac{q(U + IR_s)}{AKT} \right] - 1 \right\} - \frac{U + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中: A 为二极管理想因子, T 为绝对温度, K 为玻尔兹曼常数, q 为电荷常数, I_{DO} 是二极管反向饱和电流。在建模过程中通常可以忽略电阻 R_{sh} 和 R_s 的影响, 其简化模型可以表示为:

$$I = I_{ph} - I_{DO} \left\{ \exp \left[\frac{q(U + IR_s)}{AKT} \right] - 1 \right\} \quad (2)$$

为满足工程应用, 提出光伏电池的简化模型, 引入四个参数, 分别为开路电压 U_{oc} 、短路电流 I_{sc} 、最大功率点电压 U_m 、最大功率点电流 I_m 构建简化的光伏电池模型, 以便更有效地分析和预测光伏电池在不同工作条件下的性能。简化后的模型可表示为:

$$\begin{cases} I = I_{sc} \left[1 - C_1 \left(e^{\frac{U}{C_2 U_{oc}}} - 1 \right) \right] \\ C_1 = \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}} \right) e^{-\frac{U_m}{C_2 U_{oc}}} \\ C_2 = \left(\frac{U_m}{U_{oc}} \right) / \ln \left(1 - \frac{I_m}{I_{sc}} \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: I_m 、 I_{sc} 、 U_m 、 U_{oc} 四个参数可在光伏组件铭牌数据中获得, 这四个参数通常是在标准测试条件 (standard testing conditions, STC) 下得到, 非标准条件下转换到标准条件的公式为:

$$\begin{cases} \Delta T = T - T_{ref} \\ \Delta S = S - S_{ref} \\ I'_{sc} = I_{sc} (S/S_{ref}) (1 + a \Delta T) \\ I'_m = I_m (S/S_{ref}) (1 + a \Delta T) \\ U'_{oc} = U_{oc} (1 - c \Delta T) \ln(e + b \Delta S) \\ U'_m = U_m (1 - c \Delta T) \ln(e + b \Delta S) \end{cases} \quad (4)$$

式中: I'_{sc} 、 I'_m 、 U'_{oc} 、 U'_m 是任意光照强度和温

度条件下光伏组件的参数值; S_{ref} 是光照强度参考值为 1000 W/m^2 ; T_{ref} 为标准温度 $25 \text{ }^\circ\text{C}$; S 为实际光照强度; T 为实际环境温度^[8]; a 、 b 、 c 为环境补偿系数, 由电池生产厂家给出, 一般取 $a=0.0025 \text{ }^\circ\text{C}$ 、 $b=0.5 \text{ W/m}^2$ 、 $c=0.0028 \text{ }^\circ\text{C}$ 。任意环境条件下的光伏组件相关参数可由公式 (4) 得到。

在 MATLAB/Simulink 软件中搭建光伏电池的仿真模型, 基于所建立的数学模型, 在 STC 下对实用模型进行计算, 以开路电压校验建模精度, 模型求解 I-V 曲线及开路电压如图 2 所示。

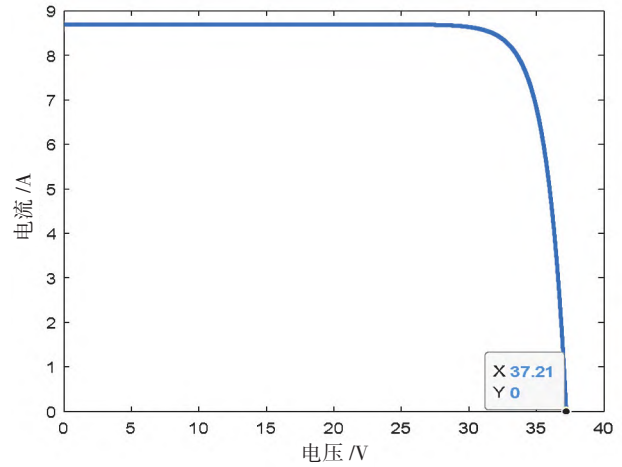


图2 模型求解下的 I-V 特性曲线及开路电压

根据求解模型参数绘制由光伏电池串并联构成光伏组件的 I-V 特性曲线, 以 STC 下的开路电压数值校验模型精度, 铭牌开路电压 37.3 V , 模型迭代求解为 37.21 V , 可知光伏组件模型有较高精度, 为后面改进 GSA 算法奠定基础。

2 改进 GSA 算法的 MPPT 控制策略

2.1 GSA 算法 MPPT 控制策略

GSA 算法是 Esmat Rashedi 等人所提出的, 以牛顿万有引力定律为搜索规则的元启发式人工智能优化算法, 具有全局寻优能力强、收敛速率快等优点, 特别适用于解决参数优化问题^[9]。在 MPPT 中, GSA 算法可以用于优化光伏系统或其他可再生能源系统的性能, 以实现最大功率的输出。

在 GSA 算法中第 i 个粒子的惯性质量更新可以表示为:

$$M_{i(t)} = \frac{m_{i(t)}}{\sum_{j=1}^N m_{j(t)}} \quad (5)$$

$$m_{i(t)} = \frac{fitness_{i(t)} - worst_{(t)}}{best_{(t)} - worst_{(t)}} \quad (6)$$

式中: $m_{i(t)}$ 用于计算第 i 个粒子相对迭代中最好

和最差适应度的占比, $fitness_{i(t)}$ 是粒子 i 在 t 时刻的适应度, $best_{(t)}$ 和 $worst_{(t)}$ 分别是所有粒子在 t 时刻的最佳和最差适应度, N 为粒子个数。

随机形成粒子 i 和粒子 j , 两个粒子之间的引力为:

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \times \frac{M_i(t) \times M_j(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (7)$$

$$G(t) = G_0 \times e^{(-\alpha \times \frac{t}{T})} \quad (8)$$

式中: d 是优化问题的维度; $M_i(t)$ 和 $M_j(t)$ 分别是粒子 i 和 j 的惯性质量; $R_{ij}(t)$ 是粒子 i 和粒子 j 之间的欧式距离; ε 是一个小常数, 用于避免除以零; $x_i^d(t)$ 和 $x_j^d(t)$ 是粒子 i 和 j 在 t 时刻的位置; G_0 为初始引力; α 为衰减系数; T 为最大迭代次数。

在算法中引入随机性, 粒子 i 在维度 d 上受到的总力 $F_i^d(t)$ 可以表示为:

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j \times F_{ij}^d(t) \quad (9)$$

式中: $rand_j$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数。

根据牛顿第二定律, 粒子 i 在维度 d 上的加速度

$a_i^d(t)$ 可以表示为:

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (10)$$

粒子的速度和位置更新为:

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (11)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (12)$$

与其他智能算法相比, GSA 算法具有全局寻优能力强和收敛速度快的优点, 被广泛应用于解决参数优化问题。然而, GSA 算法在应用于光伏发电系统 MPPT 控制时, 存在着追踪时间过长和稳态波动较大等问题, 并且与寻优能力和收敛速度相关的衰减系数 α 都是人为设置的。光伏组件的输出特性会随着温度、光照强度等变化而变化, 引力常数 $G(t)$ 的表达式也会发生变化, α 的准确度对光伏系统的功率跟踪有很大影响, 人为设定 α 也会影响 GSA 算法的寻优能力和收敛速度。T-S 模糊神经网络通过模糊规则来近似表示复杂的非线性关系, 每个规则对应一个线性函数, 这些规则的组合能够形成对全局非线性系统的近似。在训练过程中, 模型会根据输入数据和期望输出动态调整其参数, 以优化性能。因此利用 T-S 模糊神经网络动态修正寻找最优 α 参数有一个更好的效果。

2.2 基于 T-S 模糊神经网络的 GSA 算法改进

T-S 模糊模型采用多个线性系统对非线性系统进行拟合, 利用模糊逻辑对输入变量解耦, 可以用较少的模糊规则表示高度非线性的复杂系统^[10-11]。人工

神经网络可以对已知的数据进行学习, 将神经网络与模糊系统结合, 既可以映射非线性, 又可以通过新的数据对模糊规则进行修正, 从而达到更好的预测效果和控制效果, 比较适合光伏组件 MPPT 控制场合。

将 T-S 模糊模型设计成两输入单输出模型, 输入数据迭代次数、粒子适应度平均值, 输出为 α 值。输入的隶属函数设计为钟形曲线, T-S 模糊神经网络模型如图 3 所示。

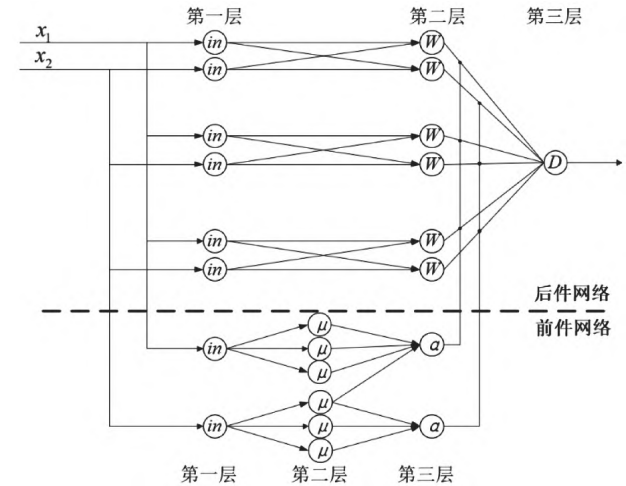


图 3 T-S 模糊神经网络模型

输入的隶属函数为:

$$\mu_j^i = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (13)$$

式中: c_{ij} 为隶属函数的中心, σ_{ij} 代表隶属函数钟形曲线的宽度, μ_j^i 为钟形曲线输出值, x_i 为钟形曲线输入值。

T-S 模糊神经网络模型中第一层为输入层; 第二层为模糊语言变量值, 作用主要是计算各输入分量属于各语言变量值的模糊集合隶属度, 以便进行模糊推理, 其隶属函数 μ_j^i 可表示为:

$$\mu_j^i = \mu_{A_j^i}(x_i) \quad (14)$$

式中: i 是神经网络输入个数; j 是模糊分割数; A_j^i 代表第 x_i 个输入的第 j 个语言变量值, 根据图 3 可得 $i=\{1,2\}$, $j=\{1,2,3\}$ 。

模型的第三层为匹配模糊规则层。该层的每一个节点都对应一个模糊推理规则, 主要作用为匹配模糊规则并计算出每个模糊规则的适应度。隶属函数适应度值 α_j 的计算方法如下:

$$\alpha_j = \min\{\mu_1^j, \mu_2^j\} \quad (15)$$

对于 T-S 模型的模糊系统, 前件网络的第三层也需要负责实现归一化计算, 具体计算方法如下所示:

$$\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} \quad (16)$$

经过取最小值和归一化后可以得到系数向量 v :

$$v = [f_1 \quad f_2 \quad f_3] \quad (17)$$

$$f_j = [a_j \quad b_j] \quad (18)$$

式中: f_j 为线性函数。

再将系数转化为一次多项式可得预测输出值:

$$y_{f_j} = a_j \bar{\alpha}_j + b_j \quad (19)$$

最后取最小输出值得到结果 D :

$$D = \min \{y_{f_1} \quad y_{f_2} \quad y_{f_3}\} \quad (20)$$

综上,改进后的 GSA 算法的引力常数:

$$G(t) = G_0 \times e^{\left(\frac{D_1 \times t}{T}\right)} \quad (21)$$

3 仿真验证

在 Matlab/Simulink 中建立光伏组件模型,将温度设置为标准温度 25 °C,光照强度分别设置为 1000 W/m²、800 W/m²、400 W/m²,在不同光照下对光伏组件进行仿真,其光伏组件输出特性曲线如图 4 所示。

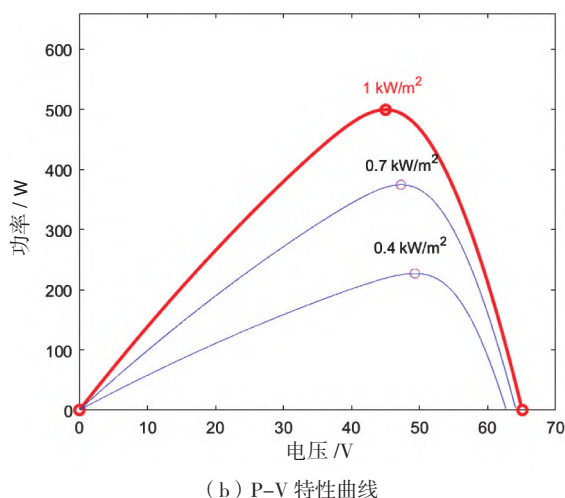
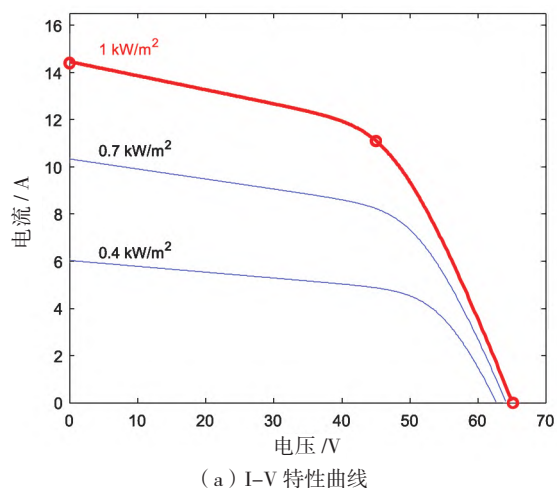


图 4 不同光照光伏组件的输出特性曲线

由图 4 可知,在光照强度分别为 1000 W/m²、800 W/m²、400 W/m² 条件下,最大功率点功率分别为 500 W、380 W、220 W。

在光照强度为 1000 W/m² 条件下,利用传统 GSA 算法与 T-S 模糊神经网络改进的 GSA 算法分别对光伏组件最大功率点进行跟踪,改进前后 GSA 算法的最大功率点追踪曲线如图 5 所示,功率跟踪误差曲线如图 6 所示。

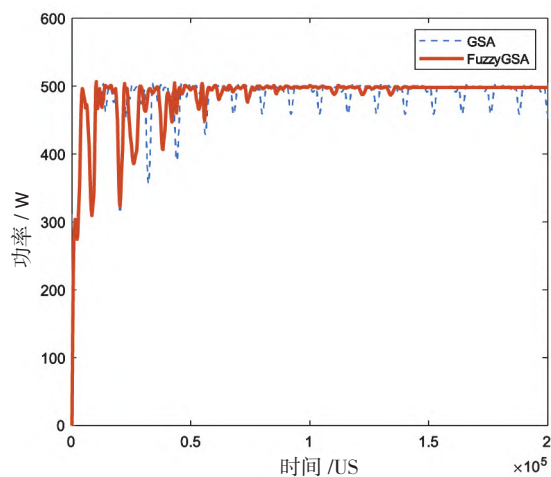


图 5 改进前后的 GSA 最大功率点追踪曲线

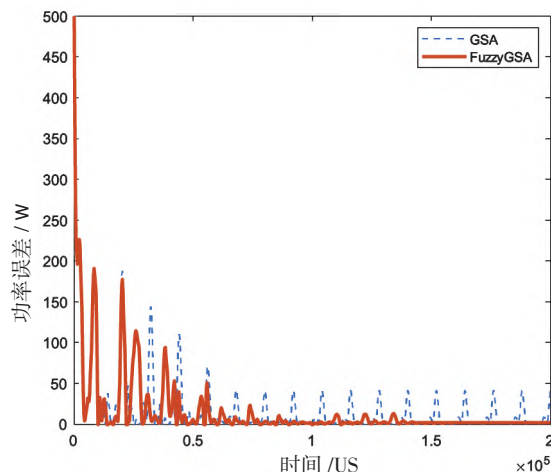


图 6 功率跟踪误差曲线

由图 6 可知,改进后的 GSA 算法在 0.06 s 时其功率波动小于 50 W,在稳定后,波动小于 1 W。传统 GSA 算法和改进后的 GSA 算法的最大功率跟踪对比结果如表 1 所示。

表 1 改进算法后最大功率跟踪对比

MPPT 方法	跟踪时间 /s	稳定时功率 /W	稳定后功率波动峰值 /W	稳定后功率均值
GSA	0.06	466.3	51.6	486.4
改进 GSA	0.06	496.6	0.86	496.6

由表 1 可得传统 GSA 算法和改进后的 GSA 算法的 MPPT 方法都在 0.06 s 时跟踪到最大功率,分别为 466.6 W 和 496.6 W,但传统的 GSA 算法在稳定后的波动达到 51.6 W,而改进后的 GSA 算法稳定后波动

只有 0.86 W, 远远小于传统的 GSA 算法。在无遮挡和光照无跳变的情况下, 改进后的 GSA 算法在跟踪精度和跟踪稳定性上远优于传统的 GSA 算法。

在实际工程应用中, 光伏组件会发生局部遮挡的情况, 导致 I-V 曲线和 P-V 曲线产生多峰值效应, 在环境变化的情况下快速响应和稳定跟踪 MPPT 在工程应用中显得尤为重要。

为研究改进的 GSA 算法在光伏组件局部遮挡情况下 MPPT 的性能, 在 Matlab/Simulink 中对光照条件进行设置, 即在 0.15 s 之前光照为 1000 W/m^2 , 在 0.15 s 之后将光照修改为 800 W/m^2 , 由图 4 可知光照强度为 1000 W/m^2 和 800 W/m^2 时, 对应的最大功率点功率分别为 500 W 和 380 W。

在该工况下, 多峰值时改进前后 GSA 算法 MPPT 跟踪曲线如图 7 所示。

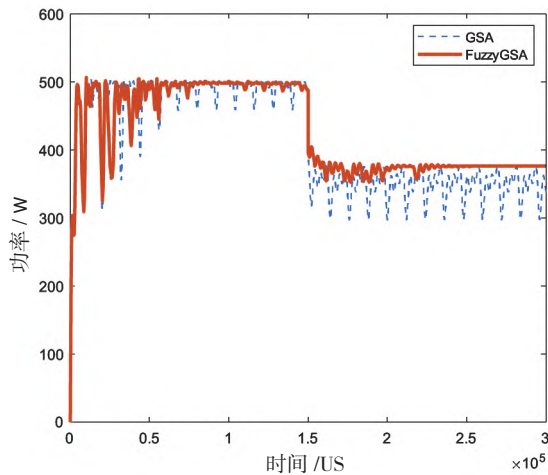


图 7 多峰值时改进前后 GSA 算法 MPPT 跟踪曲线

由图 7 可知, 在 0.15s 时修改光照强度光伏组件出现多峰值, 可以看到改进后的 GSA 算法模型可以迅速地找到最大功率点并且跟踪, 而改进前的 GSA 算法模型则由于多峰值效应导致其稳定性变差。二者误差曲线如下图 8 所示。

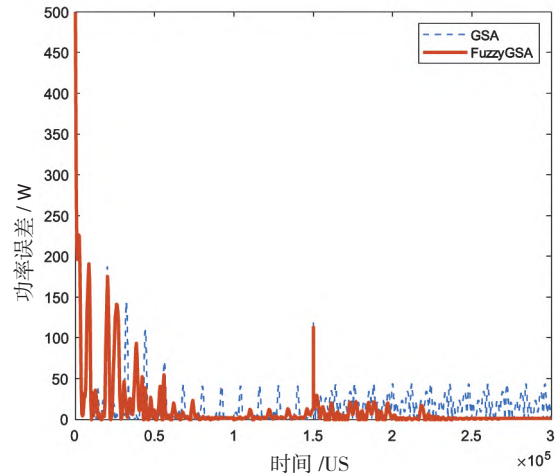


图 8 多峰值误差对比

在局部遮挡情况下, 传统 GSA 算法和改进的 GSA 算法 MPPT 性能如表 2 所列。

由表 2 可知, 在有遮挡时, 光照突变后, 改进后的 GSA 算法由于光伏组件输出状态发生变化, 功率波动变大达到 77.2 W, 而改进后的 GSA 算法在光照突变后 0.025 s 内迅速找到新的最大功率点, 并且稳定后只有 0.76 W 的功率波动。由此可见, 改进后的 GSA 算法可以更快地收敛并且具有更好的稳定性和准确性。

表 2 局部遮挡情况下 MPPT 性能

光照强度		1000 W/m^2		800 W/m^2		
MPPT 方法	跟踪时间 /s	稳定时功率均方值 /W	稳定后功率波动峰峰值 /W	跟踪时间 /s	稳定时功率均方值 /W	稳定后功率波动峰峰值 /W
GSA	0.06	466.3	51.6	0.025	368.9	77.2
改进 GSA	0.06	496.6	0.86	0.025	375.99	0.76375.99

4 结论

针对传统的 GSA 算法对光伏组件进行最大功率跟踪时时间长和稳定性差的问题, 提出利用 T-S 模型的模糊算法动态修正 α 参数来提升算法的局部寻优能力, 以此来提高算法的搜索精度和收敛速度。利用 Matlab/Simulink 搭建光伏系统模型, 采用改进的 GSA 算法对光伏电池进行最大功率点跟踪。通过仿真实验可以看出, 基于 T-S 模型改进后的 GSA 算法在正常和局部遮阴状态下的最大功率点跟踪都具有

收敛速度快、跟踪误差小、搜索振荡小、稳定性强等优势, 相比传统的 GSA 算法能快速地找到光伏系统的最大功率点, 保证光伏组件稳定输出。

参考文献:

- [1] 王人杰. 光伏阵列组件全局最大功率点跟踪控制方法[J]. 自动化应用, 2023, 64(24): 193-194, 197.
- [2] 孙恺, 刘光宇. 基于改进 PSO 算法的光伏发电系统 MPPT 控制策略[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(1): 49-52.
- [3] 尤洪宇. 基于复合算法的 MPPT 控制策略研究[D]. 沈阳: 沈阳工程学院, 2024.

- [4] 李艳波,王笑寒,陈俊硕,等.基于改进布谷鸟搜索算法的光伏 MPPT 控制[J].计算机仿真,2024,41(4):85-91.
- [5] HOUSSEIN E H, MAHDY M A, FATHY A, et al. A modified marine predator algorithm based on opposition based learning for tracking the global MPP of shaded PV system[J]. Expert Systems With Applications, 2021, (183),115253.
- [6] 蒋鹏程,汤占军,刘萍兰.基于引力搜索算法的局部遮阴下光伏系统最大功率点跟踪算法研究[J].化工自动化及仪表,2020,47(3):226-230, 283.
- [7] 方胜利,朱晓亮,马春艳,等.局部遮阴下基于改进 PSO 算法的光伏发电 MPPT 控制[J].湖北汽车工业学院学报,2024,38(1):54-59.
- [8] NGO S, CHIU C S, NGO T D, et al. MPPT control strategy based on athletics running algorithm for PV power systems under partial shading effects[J].IEEE Journal of Industry Applications, 2023, 12(3):312-318.
- [9] 陶金鑫.基于引力搜索算法的光伏最大功率点跟踪技术研究[D].沈阳:沈阳农业大学,2023.
- [10] 何秋磊.基于模糊改进粒子群的光伏发电并网系统控制算法研究[D].湘潭:湖南科技大学,2024.
- [11] 杨振睿,沈主浮,孙辰,等.基于 T-S 模糊神经网络的光伏发电机组自动控制[J].机械与电子,2024,42(2):35-39.

Research on Photovoltaic Maximum Power Point Tracking Technology Based on Improved GSA Algorithm

LI Jie^{1,2}, ZHANG Panpan¹, QI Shancheng¹, BAI Yuantong¹, YANG Jie¹

(1.School of Electrical Engineering and Automation, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China;

2.Xinxiang Engineering Research Center for Intelligent Condition Monitoring of Machinery,Xinxiang 453003, China)

Abstract: The output characteristics of photovoltaic modules vary with temperature, environment, and other factors, resulting in low power generation efficiency of photovoltaic systems. Therefore, it is necessary to improve the maximum power point tracking performance of photovoltaic modules. A model of photovoltaic modules is built and an improved gravity search algorithm (GSA) for photovoltaic maximum power point tracking (MPPT) control strategy is proposed in this paper. The T-S fuzzy neural network algorithm is used to dynamically modify the attenuation factor α in the GSA algorithm, which improves the problems of slow power point tracking speed and large errors caused by difficult calculation of gravity constants in the GSA algorithm. The MPPT performance of photovoltaic modules under normal and local shadow conditions was verified, and the results showed that the improved GSA algorithm has the advantages of faster convergence speed, smaller search oscillation, and higher steady-state accuracy in photovoltaic MPPT control compared to traditional GSA algorithms.

Key words: photovoltaic modules model; improved gravity search algorithm; MPPT; T-S fuzzy neural network algorithm

(责任编辑 王磊)