DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.5.96 **中图分类号**：TM615 **文献标志码**：A

基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群优化算法 MPPT 控制策略研究

肖义平[1,2](中国电源学会会员)，赵云峰[1]
(1.湖北工业大学电气与电子工程学院，武汉 430068；2.湖北工业大学新能源及电网装备安全监测湖北省工程研究中心，武汉 430068)

摘要：光伏阵列在局部阴影条件下 *P-U* 曲线会出现多个峰值，传统的粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法无法快速精确地搜寻到最大功率点。针对这种情况，本文提出1种基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群优化算法最大功率点跟踪 MPPT(maximum power point tracking)控制策略。首先引入混沌 Sine 映射构造1种非线性随机递增惯性权重，并在粒子群的“个体认知”部分引入高斯扰动，同时利用对数函数构造学习因子，形成基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群算法；通过对6种典型单峰、多峰函数的测试，证明该算法收敛速度更快，不易陷入局部最优；将算法应用于 MPPT 控制中，并进一步通过不同算法 MPPT 控制进行对比仿真研究。对比仿真结果表明：在均匀光照强度、局部静态遮荫和动态遮荫3种情况下，基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群优化算法 MPPT 控制策略均具有更快的收敛速度和更小的搜索振荡幅度，能准确地搜寻到最大功率点，具有更高的寻优精度，从而提高了 MPPT 系统的发电效率。

关键词：局部遮荫；最大功率点跟踪；混沌映射；高斯扰动；改进粒子群优化算法

Research on MPPT Control Strategy Based on Improved PSO Algorithm Using Chaotic Mapping and Gaussian Perturbation

XIAO Yiping[1,2], *Member*, *CPSS*, ZHAO Yunfeng[1]
(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2. Hubei Engineering Research Center for Safety Monitoring of New Energy and Power Grid Equipment, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: Under the partial shade condition of photovoltaic (PV) arrays, multiple peaks will appear on the *P-U* curve, and the traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm cannot search for the maximum power point quickly and accurately. In view of this issue, a maximum power point tracking (MPPT) control strategy based on improved PSO algorithm using chaotic mapping and Gaussian perturbation is put forward. First, a chaotic Sine mapping was introduced to construct a nonlinear random incremental inertia weight, and Gaussian perturbation was introduced in the “individual cognition” part of the particle swarm. Meanwhile, a logarithmic function was used to construct a learning factor, thus forming an improved PSO algorithm based on chaotic mapping and Gaussian perturbation. Through the test of six typical unimodal and multimodal functions, it was verified that this algorithm converged faster and was less susceptible to local maxima. Then, the algorithm was applied to MPPT control, and comparative simulations of different algorithms on MPPT control were performed. The comparative simulation results show that in three cases of uniform light intensity, static partial shading and dynamic shading, the MPPT control strategy based on improved PSO algorithm using chaotic mapping and Gaussian perturbation has a faster convergence speed and a smaller search oscillation amplitude, and it can find the maximum power point with a higher searching precision, thereby improving the power

收稿日期：2022-07-17；**修回日期**：2022-09-23；**录用日期**：2022-12-09；**网络首发日期**：2023-02-24
基金项目：国家青年科学基金资助项目(61903129)
This work is supported by National Youth Science Foundation of China under the grant 61903129

generation efficiency of the MPPT system.

Keywords: Partial shade; maximum power point tracking (MPPT); chaotic mapping; Gaussian perturbation; improved particle swarm optimization (PSO) algorithm

随着我国“双碳”目标的提出，清洁可再生能源如太阳能再次引起人们的高度关注[1-2]。光伏 PV(photovoltaic)阵列具有非线性的输出特性，并且输出特性会随着温度和光照强度的变化而变化[3]。在局部遮荫的条件 PSC(partial shade condition)下，光伏阵列输出的 *P-U* 曲线存在多个峰值。传统的最大功率点跟踪 MPPT(maximum power point tracking)控制策略容易陷入局部最优值，造成功率损失[4]。因此，为了提高光伏阵列的效率，快速、精确地追踪光伏阵列的最大功率点 MPP(maximum power point)十分重要[5]。

近年来，为了解决局部遮荫下光伏阵列最大功率点跟踪问题，国内外学者对 MPPT 智能控制算法进行了深入研究，其中粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法由于算法简单、易于实现等优点[6]，广泛应用在 MPPT 控制系统中，但 PSO 算法存在容易陷入局部最优、收敛过慢等问题。针对这些问题，文献[7]采用粒子群算法和电导增量法的复合算法，使系统拥有较快的收敛速度；文献[8]将粒子分布在可能的极值点，并引入状态因子，线性更新惯性权重和学习因子，减小了系统振荡幅度。

针对基于 PSO 算法 MPPT 控制策略的缺陷，本文提出基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群优化 CGPSO(chaos Gaussian particle swarm optimazation)算法的 MPPT 控制策略，仿真结果表明，该策略与基于自适应权重粒子群优化 APSO(adaptive particle swarm optimization)算法的 MPPT 控制策略和基于 PSO 算法的 MPPT 控制策略相比，具有更快的收敛速度、更高的寻优精度和更小的振荡幅度。

1　局部遮荫下光伏阵列输出特性

1.1　光伏电池数学模型

光伏阵列通常由多个光伏电池串并联构成，单个光伏电池的等效模型如图 1 所示。

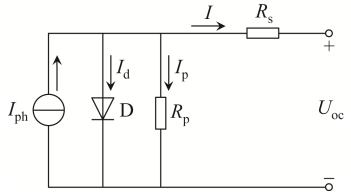


图 1　光伏电池的等效模型

Fig. 1 Equivalent model of PV cells

光伏电池中光生电流 I_{ph} 等一些参数易受温度和光照强度影响，在外部环境偏离标准条件的光照强度(1000 W/m^2)和温度(25 ℃)时，需要对其进行修正，修正后的光伏电池模型[9]为

$$\begin{cases} I = I_{sc}(\Delta s+1)(1+0.002\,5\Delta t)(1-AB) \\ A = \left(1-\dfrac{I_m}{I_{sc}}\right)\mathrm{e}^{\frac{-U_m}{\left(\frac{U_m}{U_{oc}}-1\right)\left[\ln\left(1-\frac{I_m}{I_{sc}}\right)\right]^{-1}U_{oc}}} \\ B = \mathrm{e}^{\frac{U}{\left(\frac{U_m}{U_{oc}}-1\right)\left[\ln\left(1-\frac{I_m}{I_{sc}}\right)\right]^{-1}U_{oc}(1-0.002\,88\Delta t)\ln(\mathrm{e}+0.5\Delta s)}}-1 \end{cases} \tag{1}$$

式中：U、I 分别为工作电压、工作电流；U_m、I_m 分别最大功率点电压、电流；I_{sc} 为短路电流；U_{oc} 为开路电压；s 为当前光照强度，$\Delta s=s/1000-1$；t 为当前温度，$\Delta t=t-25$。

1.2　局部遮荫下光伏阵列多峰特性

在局部遮荫条件下，为了防止发生热斑效应而导致光伏组件损坏，通常会并联 1 个旁路二级管。采用 4 块光伏组件串联构造 4×1 光伏阵列如图 2 所示，单个光伏组件参数为：最大功率 P_m=264.75 W；开路电压 U_{oc}=44.6 V；短路电流 I_{sc}=8.15 A；最大功率点电压 U_m=35.3 V；最大功率点电流 I_m=7.5 A。设置均匀光照下，温度为 25 ℃，4 块光伏组件光照强度恒定为 800 W/m^2；设置 PSC1，4 块光伏组件光照强度分别为 1 000、800、500、1 000 W/m^2，温度均为 25 ℃；设置 PSC2，4 块光伏组件光照强度分别为 1 000、800、600、500 W/m^2，温度均为 25 ℃。以上 3 种情况下，光伏阵列输出的电压与

功率的关系曲线如图 3 所示。由图 3 可知，光伏阵列 *P-U* 曲线在均匀光照下仅有 1 个峰值，在局部遮荫条件下会出现多个峰值。

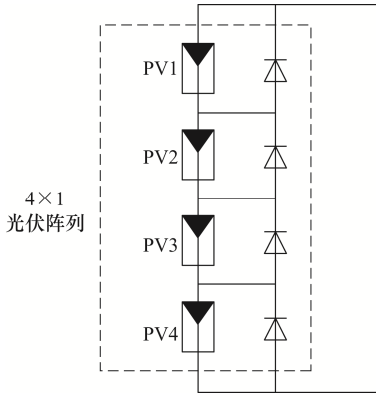


图 2 4×1 光伏阵列

Fig. 2 4×1 PV array

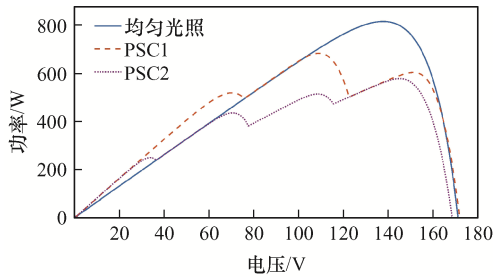


图 3 光伏阵列输出特性曲线

Fig. 3 Characteristic curves of PV array output

2 改进粒子群算法

2.3 粒子群算法 PSO

粒子群算法作为一种经典的群智能优化算法，是受鸟群捕食的启发而提出的[10]。在搜索的过程中，粒子通过相互传递各自的信息来寻找群体的最优解。PSO 算法的核心公式有 2 个，即

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(p_{ib}^k - x_i^k) + c_2r_2(g_b^k - x_i^k) \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^k \end{cases} \tag{2}$$

式中：x_i^{k+1} 为第 k+1 次迭代粒子 i 的位置；x_i^k 为第 k 次迭代粒子 i 的位置；v_i^{k+1} 为第 k+1 次迭代粒子 i 的速度；v_i^k 为第 k 次迭代粒子 i 的速度；w 为惯性权重，取值较小时算法可以有较快的收敛速度，取值较大时算法有良好的全局开发能力[11]；c_1、c_2 为学习因子，取值合适时可以较好地平衡算法全局搜索和局部搜索的能力；r_1、r_2 为[0,1]的随机数；p_{ib}^k 为粒子 i 第 k 次迭代个体最优值；g_b^k 为第 k 次迭代的群体最优值。PSO 算法十分依赖初始参数的选取，在参数选择不当时，会出现收敛过慢、精度不够以及陷入局部最优解等问题。

2.4 改进粒子群算法

针对 PSO 算法的缺点，本文提出 1 种基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群算法，简称 CGPSO 算法。首先，CGPSO 算法利用混沌映射构造非线性随机递增惯性权重，使算法前期拥有较快收敛速度的同时，保证算法在后期也具有较强的全局搜索能力。另外，为了防止算法陷入局部最优解，造成功率损失，在算法速度的“个体认知”部分添加高斯扰动项，使其拥有跳出局部最优的能力。最后，利用对数函数构造非线性异步学习因子，平衡算法的全局开发能力和局部搜索能力。CGPSO 算法将惯性权重、学习因子的参数值限定在一定范围内，面对不同情况均能实现良好的追踪效果。相比于 PSO 算法，CGPSO 算法降低了参数的敏感性。

2.4.1 非线性随机递增惯性权重

混沌 Sine 映射作为 1 种经典的混沌映射，具有良好的遍历性等优点，增加了算法的随机性，使算法在前期拥有较快收敛速度的同时，在后期也拥有不错的全局寻优能力。在算法中引入混沌 Sine 映射构造非线性随机递增惯性权重，改进后的惯性权重表达式为

$$\begin{cases} w^k = S(k)\cdot w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min})\cdot(k / k_{\max}) \\ S(k) = \mu\cdot\sin(S(k-1)\cdot\pi) \\ S(0) = \text{rand},\ \ \mu \in (0,1] \end{cases} \tag{3}$$

式中：k 为当前迭代次数；$k_{\max}$ 为最大迭代次数；w^k 为第 k 次迭代时的权重；$w_{\max}$、$w_{\min}$ 分别为惯性权重的上、下限，$w_{\max}$=0.9、$w_{\min}$=0.4；$S(k)$为混沌 Sine 映射[12]。混沌惯性权重变化如图 4 所示。

2.4.2 高斯扰动

为了避免算法陷入局部最优解而造成功率损失，在粒子速度更新公式的“个体认知”部分增加高斯扰动项[13]，让算法拥有跳出局部最优解的能

力，即

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = w^k v_i^k + c_1 r_1 (p_{ib}^k - x_i^k + r_3 G_i^k) + c_2 r_2 (g_b^k - x_i^k) \\ G_i^k = r_4 G(\mu, \sigma^2) \end{cases} \tag{4}$$

式中：r_3、r_4为[0,1]的随机数；G_i^k为粒子 i 在第 k 次迭代时产生的高斯扰动；μ 为均值；σ^2 为方差。

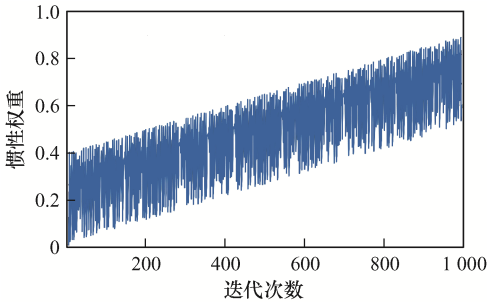


图 4　混沌映射惯性权重

Fig. 4 Inertia weights of chaotic mapping

2.4.3　非线性异步学习因子

在算法的初期，粒子应当注重个体经验，而到了算法后期则应注重群体的经验。为此，引入对数函数构造非线性异步学习因子来平衡算法的全局开发能力和局部搜索能力，即

$$\begin{cases} c_1 = c_{1,\max} - (c_{1,\max} - c_{1,\min}) \cdot \ln[1 + (\mathrm{e} - 1) \cdot k / k_{\max}] \\ c_2 = c_{2,\min} + (c_{2,\max} - c_{2,\min}) \cdot \ln[1 + (\mathrm{e} - 1) \cdot k / k_{\max}] \end{cases} \tag{5}$$

式中，$c_{1,\max}$、$c_{1,\min}$、$c_{2,\max}$、$c_{2,\min}$ 分别为学习因子 c_1、c_2的上、下限值，$c_{1,\max}$=2.1、$c_{1,\min}$=0.8、$c_{2,\max}$=2.1、$c_{2,\min}$=0.8。

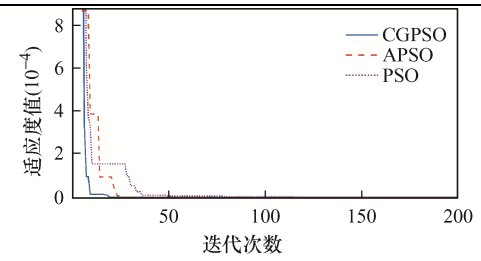
2.5　算法性能验证

为了验证 CGPSO 算法的可行性，采用 6 个典型的测试函数来测试算法性能，并与 PSO 算法、APSO 算法作性能对比仿真。具体函数表达式见表 1，算法性能验证结果如图 5 所示。由图 5 可知，PSO 算法在测试复杂的多峰函数 Alpine、Griewank 时，会陷入局部最优；APSO 算法性能总体稳定但是寻优速度相对较慢；而 CGPSO 算法无论是在测试简单的单峰函数还是复杂的多峰函数，全局寻优的速度都明显更快，并且不会陷入局部最优，性能明显更加优越。

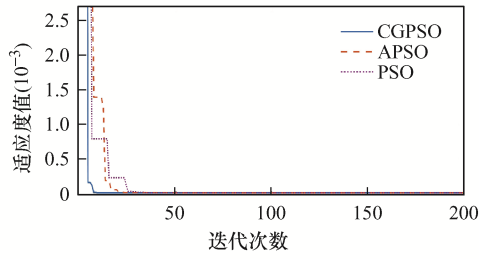
表 1　6 个典型测试函数

Tab. 1 Six typical test functions

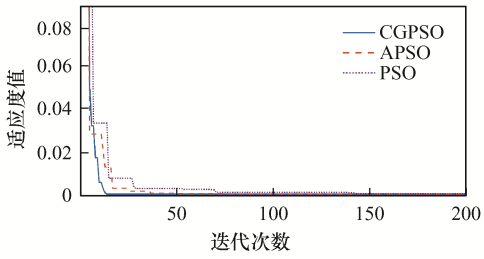
函数名称	函数表达式	函数最优值
Step(单峰)	$\sum_{i=1}^{D}[x_i + 0.5]^2$	0
Sphere(单峰)	$\sum_{i=1}^{D} x_i^2$	0
Schwefel's Problem 2.22 (单峰)	$\sum_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert + \prod_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert, \lvert x_i\rvert \leqslant 10$	0
Rastrigin(多峰)	$\sum_{i=1}^{D}(x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	0
Griewank(多峰)	$\sum_{i=1}^{D}(x_i^2 / 4\,000) - \prod_{i=1}^{D}\cos(x_i / \sqrt{i}) + 1$	0
Alpine(多峰)	$\sum_{i=1}^{D}\lvert x_i \sin x_i + 0.1x_i\rvert$	0



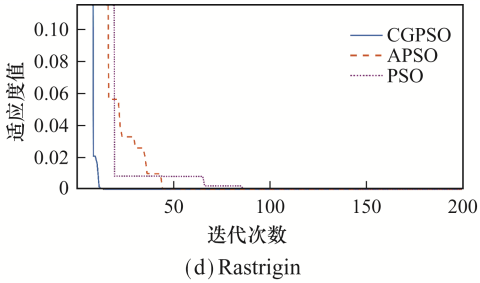
(a) Step



(b) Sphere



(c) Schwefel's Problem 2.22



(d) Rastrigin

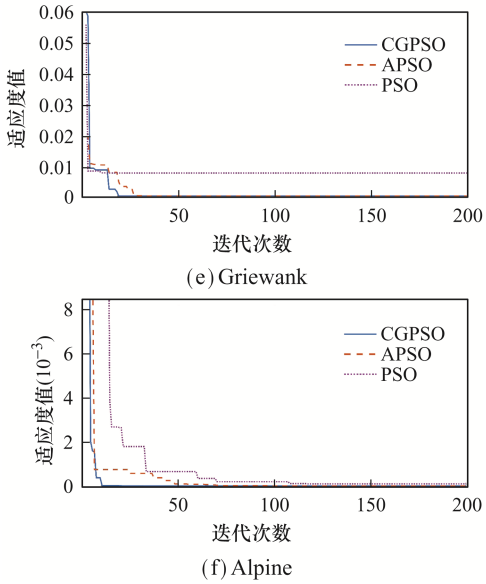


图 5 算法性能验证

Fig. 5 Performance verification of algorithms

3 基于 CGPSO 算法的光伏阵列 MPPT 控制策略研究

3.1 光伏阵列 MPPT 控制系统仿真模型构建

光伏阵列 MPPT 控制系统中 DC-DC 变换器采用同步 Boost 电路，负载是电阻负载，电路原理如图 6 所示。在 MATLAB/Simulink 软件平台上搭建光伏阵列 MPPT 控制系统的仿真模型，仿真模型如图 7 所示。同步 Boost 电路用 MOS 管替代了常规 Boost 电路中的二极管，降低了系统的能耗，提高了电路的转换效率。2 个 MOS 管采用互补驱动的方式，并留有死区，以防止直通[14]；同时，同步 Boost 电路工作在电感电流连续模式。开关占空比随着系统迭代不断变化，最终稳定。以下各算法仿真都是基于这个系统仿真模型进行的。

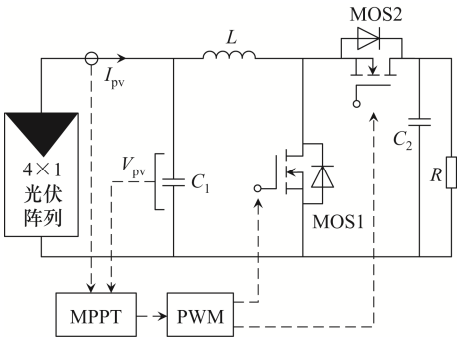


图 6 基于同步 Boost 电路的 MPPT 控制系统的电路

Fig. 6 Circuit of MPPT control system based on synchronous Boost circuit

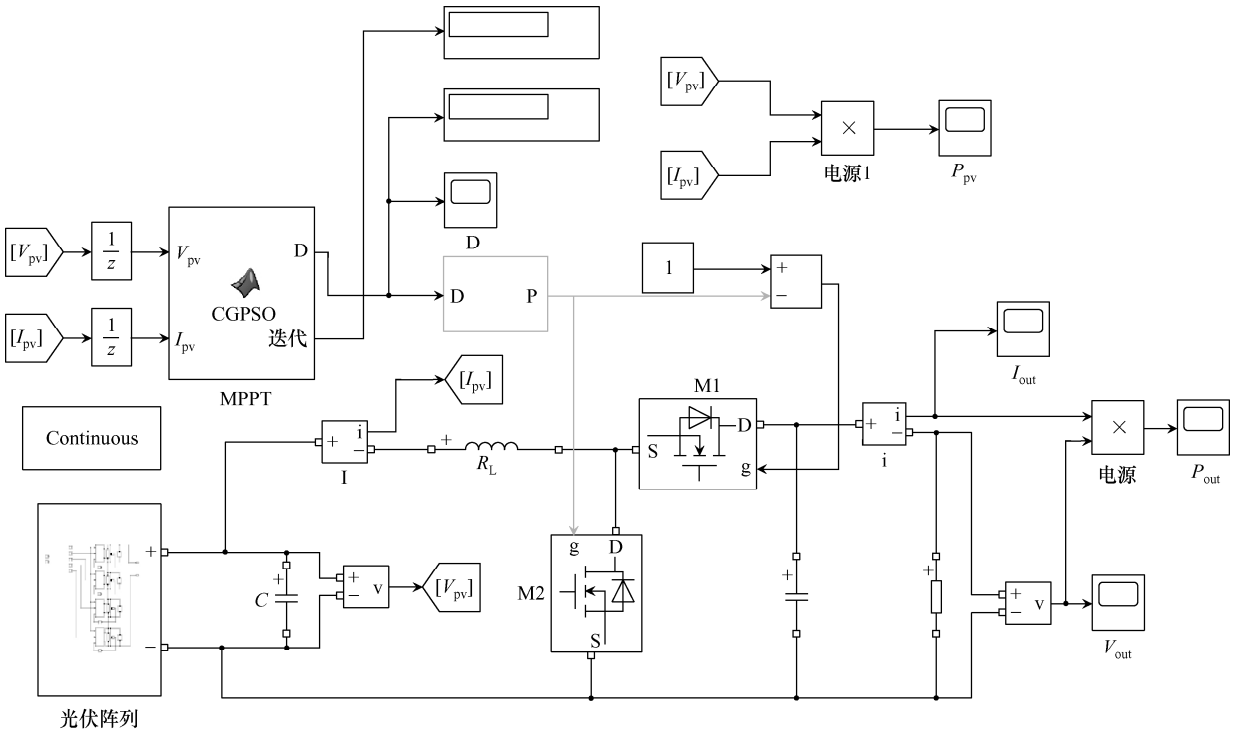


图 7 基于同步 Boost 电路的 MPPT 控制系统的仿真模型

Fig. 7 Simulation model of MPPT control system based on synchronous Boost circuit

3.2 基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略流程

为了能够在寻优后期及时终止算法的迭代以减小输出功率的波动，必须给基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略设置终止判定条件。设置当粒子间的最大位置差小于 1 个很小的阈值时，认为此时已经追踪到最大功率点，系统终止迭代，本文设置阈值为 0.01。

当由于乌云等环境因素导致光照强度发生变化时，系统应快速重启去追踪新的 MPP，以此来降低功率损失。设置重启条件为

$$\Delta P = \frac{|P_{pv} - P_m|}{P_m} > \beta \tag{6}$$

式中：P_{pv}为系统当前输出功率；P_m为系统追踪到的最大功率点功率；β 为终止阈值，本文设置为 0.05。

CGPSO 算法 MPPT 控制流程如图 8 所示。

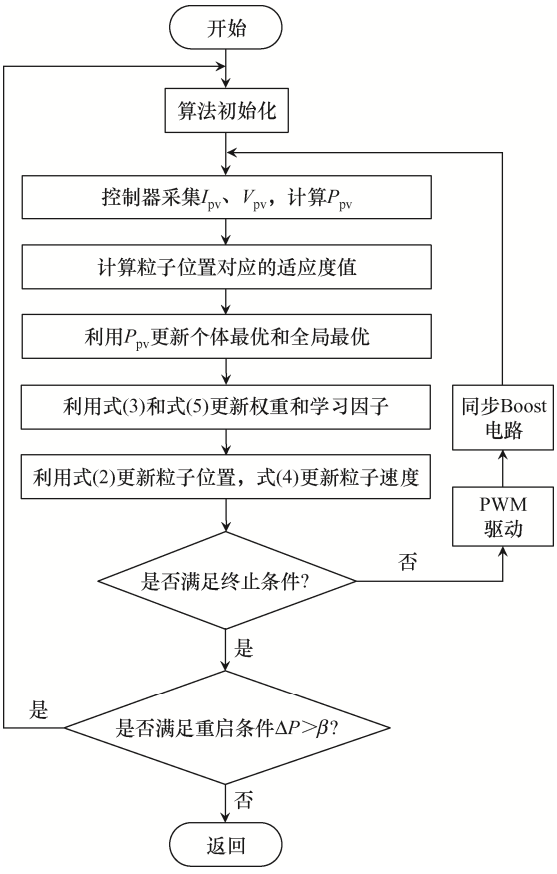


图 8　基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制流程

Fig. 8 Flow chart of MPPT control based on CGPSO algorithm

3.3 均匀光照下不同算法的 MPPT 控制性能对比仿真

在均匀光照条件下，光伏阵列 *P-U* 曲线仅有 1 个峰值。设置 4 块光伏组件的光照强度恒为 800 W/m^2，此时光伏阵列最大输出功率为 816.58 W，*P-U* 曲线如图 3 中均匀光照曲线所示。采用 CGPSO 算法 MPPT 控制与 PSO 算法、自适应 APSO 算法进行仿真对比，3 种算法的仿真结果如图 9 所示，可知 3 种算法均收敛到最大功率点附近。其中 PSO 算法在 0.83 s 追踪到 MPP，功率值稳定在 815.71 W，相对误差为 0.107%；APSO 算法在 0.51 s 追踪到了 MPP，功率值稳定在 815.95 W，相对误差为 0.077%；而 CGPSO 算法仅在 0.18 s 就追踪到了 MPP，功率值稳定在 816.35 W，相对误差为 0.028%。由此可见，在均匀光照条件下，基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略具有较快的收敛速度、较高的寻优精度和较小的振荡幅度。

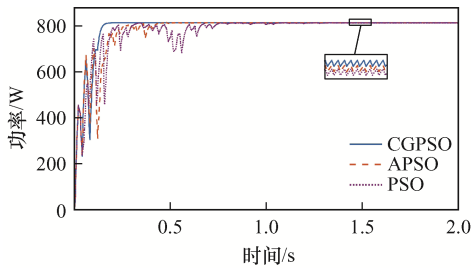


图 9　均匀光照下 3 种算法 MPPT 控制仿真对比

Fig. 9 Comparison of simulation of MPPT control performance among three algorithms under uniform illumination

3.4 静态局部遮荫下不同算法的 MPPT 控制性能对比仿真

在静态局部遮荫条件下，光伏阵列 *P-U* 曲线会出现多个峰值。设置光照强度为 1.2 节的 PSC1，模仿光伏阵列被乌云、树荫遮挡时的情况，*P-U* 曲线如图 3 中 PSC1 曲线所示，光伏阵列最大功率为 683.41 W。采用 CGPSO 算法 MPPT 控制与 PSO 算法、自适应 APSO 算法进行仿真对比，3 种算法的仿真结果如图 10(a)所示。由图 10(a)可知，PSO 算法有着明显的大幅度搜索振荡，而且在 0.91 s 才追踪到 MPP，功率值稳定在 682.22 W，相对误差为

0.174%；APSO 算法在 0.67 s 追踪到了 MPP，功率值稳定在 682.98 W，相对误差为 0.062%；而 CGPSO 算法仅在 0.35 s 就追踪到了 MPP，功率值稳定在 683.15 W，相对误差为 0.038%。由此可见，在静态局部遮荫条件下，与另外 2 种方法相比，基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略仍然可以发挥出优越的性能，在短时间内可以精确追踪到最大功率点。

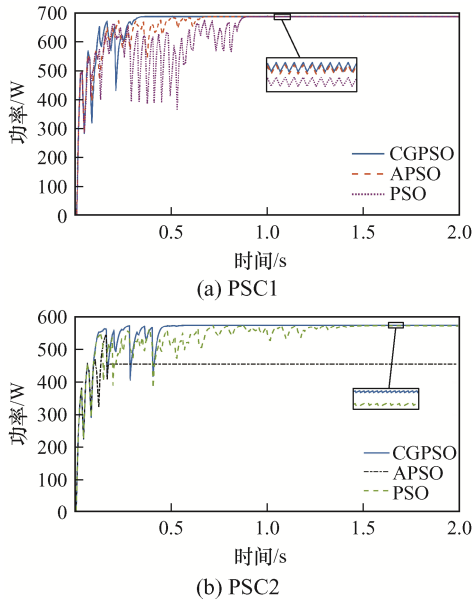


图 10 静态局部遮荫下 3 种算法 MPPT 控制仿真对比

Fig. 10 Comparison of simulation of MPPT control performance among three algorithms under static partial shading

为了更好地说明结合 2 种策略的优越性，就单独引入高斯扰动的粒子群优化 GPSO(Gaussian particle swarm optimization)算法、单独引入混沌映射的粒子群优化 CPSO(chaos particle swarm optimazation)算法和综合二者优势得到的 CGPSO 算法分别进行仿真分析。设置光照强度为 1.2 节的 PSC2，光伏阵列最大功率为 577.27 W，*P-U* 曲线如图 3 中 PSC2 曲线所示，3 种算法的仿真结果如图 10(b)所示。由图 10(b)可知，单独引入混沌映射的粒子群算法 CPSO 不具备跳出局部最优点的能力；单独引入高斯扰动的粒子群算法 GPSO 有较长的振荡时间，明显降低了算法的收敛速度；综合二者优势得到的基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略追踪精度更高，收敛速度更快，系统的振荡更小，性能更好。

3.5 动态局部遮荫 MPPT 跟踪

将动态局部遮荫分为恒温变光照和变温变光照 2 种情况分别进行仿真及分析，具体如下。

(1)恒温变光照

在日常生活中，当光照强度发生变化时，光伏阵列的最大功率点也会跟着变化，此时算法应快速重启，跟踪新的最大功率点。设置 2 s 前 4 块光伏组件的光照强度分别为 1 000、1 000、1 000、1 000 W/m^2，光伏阵列最大功率为 1 060.46 W；2 s 后 4 块光伏组件的光照强度分别为 1 000、900、800、600 W/m^2，光伏阵列最大功率为 707.01 W，光伏阵列的温度恒定在 25 ℃。采用 CGPSO 算法 MPPT 控制与 PSO 算法、自适应 APSO 算法进行仿真对比，3 种算法的仿真结果如图 11(a)所示。由图 11(a)可知，在光照强度突变后，APSO 算法和 CGPSO 算法均能追踪到新的 MPP，而 PSO 算法陷入了局部最优点，误差明显较大。其中 PSO 算法需要 0.68 s 进入新的稳态，但是陷入了局部最优点，功率值稳定在 668.41 W，相对误差为 5.46%；APSO 算法需要 0.69 s 进入新的稳态，功率值稳定在 706.39 W，相对误差为 0.088%；而 CGPSO 算法仅需 0.49 s 就

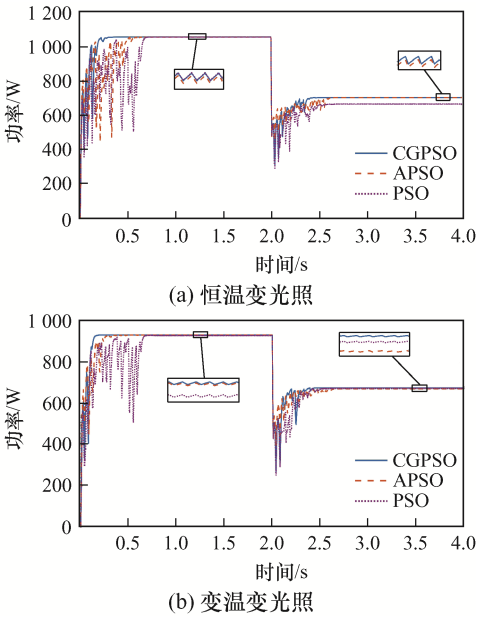


图 11 动态局部遮荫下 3 种算法输出功率仿真对比

Fig. 11 Comparison of simulation of output power among three algorithms under dynamic partial shading

可以追踪到新的 MPP 并稳定下来，追踪到的功率值稳定在 706.44 W，相对误差为 0.081%。由此可见，基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略，在恒温变光照的动态遮荫条件下，可以快速响应外部光照的变化，及时重启算法重新追踪新的最大功率点，并且相比于 PSO 算法和 APSO 算法拥有更快的速度、更高的精度。

(2)变温变光照

为了验证温度变化对算法追踪效果的影响，设置 2 s 后光伏阵列的温度从 25 ℃跃变至 30 ℃；设置 2 s 前 4 块光伏组件的光照强度分别为 900、900、900、900 W/m^2，光伏阵列最大功率为 936.70 W；设置 2 s 后 4 块光伏组件的光照强度分别为 900、800、700、600 W/m^2，光伏阵列最大功率为 679.33 W。采用 CGPSO 算法 MPPT 控制与 PSO 算法、自适应 APSO 算法进行仿真对比，3 种算法的仿真结果如图 11(b)所示。从图 11(b)可知，当温度和光照强度同时发生变化时，虽然 3 种算法均能收敛至 MPP 附近，但是追踪精度有所差距。其中，PSO 算法需要 0.61 s 进入新的稳态，功率值稳定在 677.75 W，相对误差为 0.233%；APSO 算法需要 0.65 s 进入新的稳态，功率值稳定在 675.81 W，相对误差为 0.518%；而 CGPSO 算法仅需 0.46 s 就能重新进入稳态跟踪，追踪到的功率值稳定在 678.96 W，相对误差仅为 0.054%。由此可见，本文提出的基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略，在收敛速度和寻优精度方面均优于 PSO 算法和 APSO 算法，有效降低了光伏系统的发电功率损失。

在上述仿真实验过程中，本文提出的基于 CGPSO 算法的 MPPT 控制策略相比于 PSO 算法和 APSO 算法性能更加优越。在上述 4 种情况下，CGPSO 算法的相对误差均小于 0.1%，保持了较高的寻优精度；在各种情况下，CGPSO 算法均能在 0.5 s 内搜索到最大功率点，速度明显优于其他 2 种算法；并且在搜索过程中 CGPSO 算法均能以较小的振荡幅度搜索至最大功率点处，提高了光伏系统的整体发电效率。

4　结语

本文提出的基于混沌映射和高斯扰动的改进粒子群算法 CGPSO 与粒子群 PSO 算法、自适应粒子群 APSO 算法相比，在典型测试函数中表现更好，全局寻优的速度更快且不会陷入局部最优。本文提出的 MPPT 控制策略在所述 4 种情况下，相对误差均小于 0.1%，保持了较高的寻优精度；CGPSO 算法均能在 0.5 s 内搜索到最大功率点，速度明显优于其他 2 种算法，在温度与光照强度不断变化的动态条件下，可以快速响应外部环境的变化，重新进入新的稳态。

参考文献：

[1] 刘聘凭, 程若发, 许立斌, 等. 基于光伏 MPPT 采样电流的自适应变步长 INC 算法[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 58-66.
Liu Pinping, Cheng Ruofa, Xu Libin, et al. Adaptive variable-step INC algorithm based on PV MPPT sampling current [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 58-66. (in Chinese)

[2] 毛琳, 任正云. 基于变步长不完全偏微分电导增量法的 MPPT 控制[J]. 电源学报. 2025, 23(2): 125-132.
Mao Lin, Ren Zhengyun. MPPT control based on variable step size incomplete partial differential incremental conductance method [J]. Journal of Power Supply. 2025, 23(2): 125-132. (in Chinese)

[3] Bollipo R B, Mikkili S, Bonthagorla P K. Hybrid, optimal, intelligent and classical PV MPPT techniques: A review [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(1): 9-33.

[4] Tang Lei, Wang Xiaoguang, Xu Wei, et al. Maximum power point tracking strategy for photovoltaic system based on fuzzy information diffusion under partial shading conditions [J]. Solar Energy, 2021, 220: 523-534.

[5] 李畸勇, 张伟斌, 赵新哲, 等. 改进鲸鱼算法优化支持向量回归的光伏最大功率点跟踪[J]. 电工技术学报, 2021, 36(9): 1771-1781.
Li Jiyong, Zhang Weibin, Zhao Xinzhe, et al. Global

maximum power point tracking for PV array based on support vector regression optimized by improved whale algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(9): 1771-1781. (in Chinese)

[6] Charin C, Ishak D, Mohd Zainuri M A A, et al. A hybrid of bio-inspired algorithm based on Levy flight and particle swarm optimizations for photovoltaic system under partial shading conditions [J]. Solar Energy, 2021, 217: 1-14.

[7] 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. Multipeak MPPT control based on PSO and INC algorithms [J]. Journal of Power Supply, 2019, 17(6): 128-136. (in Chinese)

[8] 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.
Jiang Ping, Luan Yanjun, Zhang Wei, et al. Research of mult-peak MPPT under partial shaded conditions based on improved PSO algorithm [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(8): 140-145. (in Chinese)

[9] 王若谷, 刘佳玲, 刘宛菘, 等. 基于 PSO 算法的直流近区光伏发电系统控制参数优化方法[J]. 电工电能新技术, 2021, 40(12): 19-29.
Wang Ruogu, Liu Jialing, Liu Wansong, et al. Control parameter optimization method of DC near-field photovoltaic power generation system based on particle swarm optimization [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2021, 40(12): 19-29. (in Chinese)

[10] 蔡雨希, 何英杰, 陈涛, 等. 基于粒子群的三电平并网逆变器 LCL 滤波参数的高效精确设计方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6663-6674.
Cai Yuxi, He Yingjie, Chen Tao, et al. Efficient and accurate design method of LCL filter for three-level grid-connected inverter based on particle swarm optimazation [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(20): 6663-6674. (in Chinese)

[11] Liu Hao, Zhang Xuwei, Tu Liangping. A modified particle swarm optimization using adaptive strategy [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152: 113353.

[12] El-Shorbagy M A, Mousa A A, Nasr S M. A chaos-based evolutionary algorithm for general nonlinear programming problems [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2016, 85: 8-21.

[13] 智勇, 祁莹, 郝如海, 等. 基于 MC-LSSVM 的电网风险评估方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53(5): 435-441.
Zhi Yong, Qi Ying, Hao Ruhai, et al. Power grid risk assessment method based on MC-LSSVM [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2020, 53(5): 435-441. (in Chinese)

[14] 袁建华, 徐泽晖, 陈轩, 等. 光伏发电系统 Boost 电路采用同步技术研究[J]. 电测与仪表, 2015, 52(12): 30-34.
Yuan Jianhua, Xu Zehui, Chen Xuan, et al. Research on the synchronization technology adopted in the Boost circuit of photovoltaic generation system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(12): 30-34. (in Chinese)



肖义平

作者简介：

肖义平(1973—)，女，中国电源学会会员，博士，讲师。研究方向：新能源发电，微电网控制。E-mail：yp_xiao2013@163.com。

赵云峰(1998—)，男，通信作者，硕士研究生。研究方向：新能源发电。E-mail：zyf_19982023@163.com。

(责任编辑：郭凯凯)