

面向全局优化的种群中心引导型粒子群优化算法

周刘长

温州大学计算机与人工智能学院, 浙江 温州

收稿日期: 2025年4月21日; 录用日期: 2025年5月20日; 发布日期: 2025年5月27日

摘要

传统粒子群优化算法(PSO)在求解复杂优化问题时易陷入局部最优, 限制了其全局搜索性能。为提升其全局寻优能力, 本文提出面向全局优化的种群中心引导型粒子群优化算法, 设计了两种改进机制: 一是引入种群中心位置作为额外引导信息, 构建粒子群优化-社会影响算法(PSOSI); 二是基于种群聚集程度引入扰动策略, 构建粒子群优化-局部扰动算法(PSOLP)。本文在CEC-2022标准测试集及8个实际工程设计问题上对所提算法进行了系统评估。实验结果表明, PSOSI和PSOLP在优化精度和收敛稳定性方面均优于标准PSO及多种主流对比算法, 验证了所提方法的有效性与通用性, 为解决全局优化与工程优化问题提供了高效可行的工具。

关键词

PSO, PSOSI, PSOLP, 全局优化, 工程问题优化

Population-Center-Guided Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization

Liuchang Zhou

College of Computer and Artificial Intelligence, Wenzhou University, Wenzhou Zhejiang

Received: Apr. 21st, 2025; accepted: May 20th, 2025; published: May 27th, 2025

Abstract

Traditional Particle Swarm Optimization (PSO) algorithms tend to fall into local optima when solving complex optimization problems, which hampers their global search capability. To enhance global

optimization performance, this paper proposes population-center-guided PSO framework and introduces two improved variants: Particle Swarm Optimization with Social Influence (PSOSI), which incorporates the population center as an additional guiding factor, and Particle Swarm Optimization with Local Perturbation (PSOLP), which introduces a disturbance strategy based on population aggregation. The proposed algorithms are systematically evaluated on the CEC-2022 benchmark suite and eight real-world engineering design problems. Experimental results demonstrate that both PSOSI and PSOLP achieve superior optimization accuracy and convergence stability compared to standard PSO and several state-of-the-art algorithms, validating the effectiveness and generality of the proposed approaches. These methods offer practical tools for addressing global and engineering optimization tasks.

Keywords

PSO, PSOSI, PSOLP, Global Optimization, Engineering Problem Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在现代优化算法领域, 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO) [1]由于其原理简洁、实现便捷, 已在众多优化问题中得到广泛应用。无论是复杂的工程优化任务, 还是精密的网络优化场景, PSO 都能够有效应对多变量、非线性问题, 为实际工程提供可行的优化方案[2]。

然而, PSO 也存在显著不足, 尤其容易陷入局部最优解, 严重制约其在全局优化中的性能表现。一旦陷入局部最优区域, PSO 难以跳出当前搜索范围, 导致算法无法继续逼近更优解。针对这一问题, 本文从种群中心位置的角度出发, 提出了两种改进型 PSO 算法: 粒子群优化-社会影响算法(Particle Swarm Optimization-Social Influence, PSOSI)和粒子群优化-局部扰动算法(Particle Swarm Optimization-Local Perturbation, PSOLP), 旨在增强算法跳出局部最优的能力, 提升对全局最优解的搜索效果。

2. 相关工作

早期的 PSO 仅包含个体学习因子 c_1 与社会学习因子 c_2 , 难以兼顾全局探索与局部开发, 容易陷入局部最优解。为提升搜索性能, Shi 等人[3]引入了惯性权重 w , 以控制粒子速度更新的幅度, 从而增强算法的搜索能力。随后, Shi 等人[4]又提出了惯性权重递减策略, 使得算法在迭代初期具备更强的全局探索能力, 而在后期则更倾向于局部收敛。这些改进为 PSO 算法在性能上的提升奠定了基础, 逐步形成了当前被广泛采用的标准 PSO 模型。

此后, 大量研究围绕 PSO 展开改进与扩展。针对传统 PSO 在求解多模态问题时易早熟收敛的缺陷, Liang 等人[5]提出了三种变体算法: ELPSO、MLPSO 和 CLPSO。三者均打破传统粒子同时从个体最优 $pbest$ 和全局最优 $gbest$ 学习的模式, 改为各维度在多代内从单一示例学习, 且学习源在维度间异构。针对传统 PSO 在处理大规模优化问题时性能随维度上升而下降的问题, Li 等人[6]提出了 CCPSO2, 打破了传统的速度更新和邻域定义方式, 通过柯西与高斯分布对粒子位置进行采样更新, 并引入环拓扑结构定义局部邻域; 同时, 采用动态分组策略替代固定分组大小, 革新了 $pbest$ 和 $gbest$ 的更新机制。为应对实际问题中算法选择不确定、依赖试错法带来的高计算成本, Wang 等人[7]融合四种不同的 PSO 搜索策略与概率模型, 提出了自适应学习粒子群优化算法(SLPSO), 具备策略自适应调整能力。针对所有粒子采用

相同搜索策略易导致早熟收敛的问题, Zhang 等人[8]提出了精英归档粒子群优化算法(EAPSO), 其无需依赖额外参数, 仅通过种群规模和终止条件即可高效完成搜索任务。此外, 全局最优 - 最差粒子群优化算法(GBWPSO) [9]结合了 PSO 与 Jaya 算法, 具有良好的并行能力; 二次插值局部粒子群算法(QPSOL) [10]则通过增加种群多样性与强化探索 - 开发平衡, 显著提升了优化效率。

上述方法普遍具有结构灵活、适应性强、优化能力稳健等优点。本文从种群中心位置的角度出发, 增强了 PSO 的种群多样性, 有效避免了早熟收敛现象, 从而提升了算法在复杂问题中的优化性能。

3. 方法

本章将首先介绍标准 PSO, 随后阐述基于种群中心位置引导的优化原理与局部扰动策略的具体实现方法, 最后通过伪代码形式展示 PSOSI 与 PSOLP 两种改进算法的实现流程。

3.1. 标准 PSO

在 PSO 中, 每个个体(粒子)具有两个核心属性: 位置和速度。粒子的速度用于表示其在解空间中的移动方向与幅度, 而位置则对应一个具体的解。算法通过速度更新公式调整粒子的运动趋势:

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(pbest_i - X_i^t) + c_2r_2(gbest - X_i^t) \quad (1)$$

其中, i 表示第 i 个个体, t 表示当前迭代代数, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数。 c_1 和 c_2 一般取值为 2, w 采取线性递减策略:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})(t/T) \quad (2)$$

其中 $w_{\max}$ 一般取值 0.9, $w_{\min}$ 一般取值 0.4, T 为最大迭代次数。

位置的更新公式如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \quad (3)$$

3.2. 粒子群优化-社会影响算法

3.2.1. 种群中心位置

种群中心位置(如图 1)汇聚了所有个体位置信息的整体趋势, 代表了种群当前搜索区域的平均方向。当个体在更新过程中引入种群中心位置作为参考, 可视为其与整个种群的一次信息交互。这种交互机制有助于个体获取全局搜索趋势, 在保持个体探索能力的同时, 提升算法整体的收敛效率和全局搜索能力。

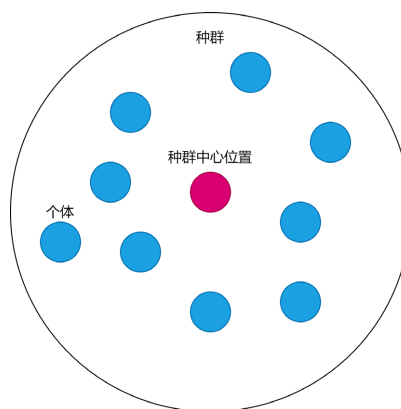


Figure 1. Schematic representation of the location of the population center

图 1. 种群中心位置示意图

种群中心位置计算公式如下：

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (4)$$

其中， N 为种群规模。

3.2.2. PSOSI 实现

PSOSI 在标准 PSO 的基础上进行了改进，在每轮粒子速度更新时，除了受到自身惯性项、个体历史最优位置 $pbest$ 和种群全局最优位置 $gbest$ 的影响外，还引入了种群中心位置的引导作用。种群中心作为额外的影响因素，其对应的影响因子 ι 用于衡量该因素在速度更新中的作用大小：

$$V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(pbest_i - X_i^t) + c_2r_2(gbest - X_i^t) + \iota(\bar{X} - X_i^t) \quad (5)$$

其中， ι 不宜过大，本文取值为 0.1。PSOSI 的具体实现步骤见算法 1。

算法 1: PSOSI 伪代码

输入：种群规模 N ，最大迭代次数 T ，惯性权重 w ，个体学习因子 c_1 ，社会学习因子 c_2 ，社会影响因子 ι

1: 初始化个体位置 X ，个体速度 V ，适应度值 F ，个体最优 $pbest$ ，全局最优 $gbest$ ；

2: 迭代次数： $t = 0$ ；

3: while $t < T$ do

4: $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$ ；

5: for $i = 1:N$ do

6: $V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(pbest_i - X_i^t) + c_2r_2(gbest - X_i^t) + \iota(\bar{X} - X_i^t)$ ；

7: $X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1}$ ；

8: end for

9: for $i = 1:N$ do

10: 根据具体优化问题的目标函数计算个体 i 的适应度值 F_i ；

11: 更新 $pbest_i$ 和 $gbest$ ；

12: end for

13: $t = t + 1$ ；

14: end while

输出： $gbest$

3.3. 粒子群优化 - 局部扰动算法

3.3.1. 局部扰动

在 PSOLP 中，采用了与种群中心位置引导的不同方式，即计算种群中个体与种群中心位置的聚集度。当聚集度过高(如图 2)时，为了避免算法陷入局部最优解，将对个体进行局部扰动，从而促进种群的多样性和搜索空间的探索。

第 i 个个体离种群中心位置的距离为：

$$d_i = \|X_i - \bar{X}\|, i = 1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

所有个体离种群中心位置的平均距离为：

$$d_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i. \quad (7)$$

种群聚集程度阈值用 θ 表示，本文取值为 1，个体扰动强度用 β 表示，本文取值 0.5。局部扰动的公

式如下:

$$\text{if } d_{\text{avg}} < \theta \text{ then } P = \beta \cdot (2r_3 - 1), \quad (8)$$

$$X'_i = X_i + P, \quad (9)$$

其中, r_3 为 $[0, 1]$ 内的随机数。

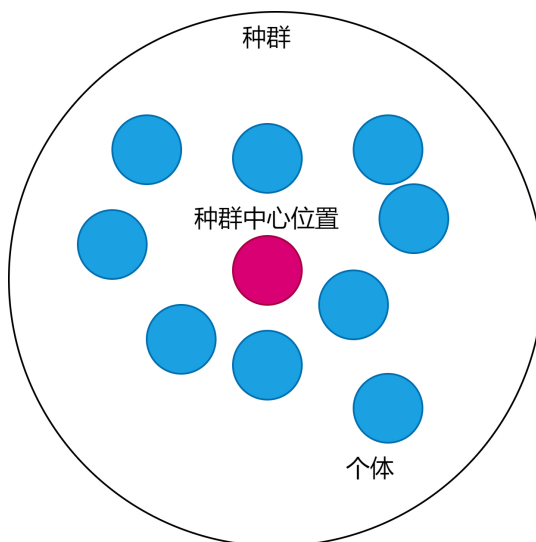


Figure 2. Schematic of population aggregation
图 2. 种群聚集示意图

3.3.2. PSOLP 实现

PSOLP 算法在每轮迭代中都会计算种群的聚集程度, 根据聚集情况判断是否对个体进行局部扰动, 具体过程如算法 2 所示。

算法 2: PSOLP 伪代码

输入: 种群规模 N , 最大迭代次数 T , 惯性权重 w , 个体学习因子 c_1 , 社会学习因子 c_2 , 种群聚集程度阈值 θ , 个体扰动强度 β

1: 初始化个体位置 X , 个体速度 V , 适应度值 F , 个体最优 $pbest$, 全局最优 $gbest$;

2: 迭代次数: $t = 0$;

3: while $t < T$ do

4: $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$;

5: for $i = 1: N$ do

6: $d_i = \|X_i - \bar{X}\|$;

7: end for

8: $d_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i$;

9: for $i = 1: N$ do

10: if $d_{\text{avg}} < \theta$ then

11: $P = \beta \cdot (2r_3 - 1)$;

12: $X'_i = X_i + P$;

13: end if

续表

```
14:  $V_i^{t+1} = wV_i^t + c_1r_1(pbest_i - X_i^t) + c_2r_2(gbest - X_i^t);$ 
15:  $X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1};$ 
16: end for
17: for  $i = 1:N$  do
18: 根据具体优化问题的目标函数计算个体  $i$  的适应度值  $F_i$ ;
19: 更新  $pbest_i$  和  $gbest$ ;
20: end for
21:  $t = t + 1$ ;
22: end while
输出:
```

4. 实验

本章通过一系列实验对比,评估了本文提出的 PSOSI 和 PSOLP 算法在多个优化问题上的表现,并与标准 PSO 及其他先进算法进行了全面的对比分析。

4.1. 测试函数集

本实验采用了公开测试函数集 CEC2022 [11],该函数集包含了多种具有挑战性的优化问题,旨在验证算法在解决不同类型问题中的性能,包括多峰性、非线性、可微性的函数。这些特性能够有效地检验所改进算法在全局优化和局部搜索能力上的表现。

此外,选取了 8 个工程设计问题,详见表 1,这些问题具有实际应用中的特定特点,如约束条件复杂、目标函数非凸等。通过这些工程设计问题的验证,能够更好地评估所改进算法在实际优化任务中的适用性与效果。

Table 1. Summary of engineering design problems
表 1. 工程设计问题汇总

函数	工程设计问题	问题维度
En-F1	拉伸/压缩弹簧设计问题[12]	3
En-F2	压力容器设计问题[13]	4
En-F3	三杆桁架设计问题[14]	2
En-F4	焊接梁设计问题[15]	4
En-F5	减速机设计问题[16]	7
En-F6	滚动轴承设计问题[17]	10
En-F7	悬臂梁设计问题[18]	5
En-F8	阶梯锥皮带轮设计问题[19]	5

4.2. 实验设置

本文将提出的 PSOSI 和 PSOLP 与标准 PSO 以及其他五种先进算法(HHO [20]、FLO [21]、HOA [22]、SCA [23]、WOA [24])进行了实验对比。针对 CEC-2022 测试函数集,实验中选择了最高维度 20,种群规模设为 100,最大迭代次数设为 1000。而针对工程优化问题,由于问题的维度相对较低,种群规模设置为 50,最大迭代次数设置为 500。

实验过程中,本文记录了每个算法在每个函数上独立执行 30 次的数值平均值、标准差。表现最优的算法(即平均值和标准差最低的算法)在表格中以加粗方式标记。此外,本文还进行了 Wilcoxon 检验[25](显著性检验, p 值 < 0.05)和 Friedman 检验[26],并针对每一组测试集进行了统计分析。其中, Wilcoxon

检验均以首列算法 PSOSI 为参照：符号“+”表示 PSOSI 在对应测试函数上显著优于对比算法，“-”表示显著劣于对比算法，“=”则表示两者在该测试函数上的优化效果无显著差异。

4.3. 对比实验结果及分析

表 2 展示了在 20 维 CEC-2022 测试集上的实验结果，PSOSI 和 PSOLP 分别在 3 个测试函数上取得最优表现，与 HHO 在相同数量的 3 个最优函数上表现一致。然而，Wilcoxon 显著性检验结果表明，PSOSI 在 7 个函数上显著优于 HHO，而仅在 3 个函数上显著优于 PSOLP。虽然 PSOLP 未直接与 HHO 或其他算法进行 Wilcoxon 检验，但通过其与 PSOSI 的对比可以间接推断，PSOLP 在显著性表现上与 PSOSI 最为接近。Friedman 检验进一步显示，PSOSI 和 PSOLP 分别排名第 1 和第 2，优于 HHO 的第 3 名和标准 PSO 的第 4 名。

Table 2. Numerical comparison of optimization results on the 20-dimensional CEC-2022

表 2. 20 维 CEC-2022 上的优化结果数值对比

函数	指标	PSOSI	PSOLP	PSO	HHO	FLO	HOA	SCA	WOA
F1	平均值	1.15E+04	1.45E+04	1.91E+04	3.96E+02	4.69E+04	2.10E+04	1.00E+04	5.98E+03
	标准差	9.06E+03	9.77E+03	9.14E+03	1.06E+02	1.76E+04	6.60E+03	2.50E+03	2.42E+03
F2	平均值	5.09E+02	4.91E+02	6.09E+02	4.74E+02	1.86E+03	9.37E+02	6.53E+02	5.15E+02
	标准差	5.85E+01	5.75E+01	1.41E+02	3.34E+01	3.89E+02	1.27E+02	5.35E+01	5.49E+01
F3	平均值	6.12E+02	6.16E+02	6.17E+02	6.53E+02	6.73E+02	6.44E+02	6.41E+02	6.61E+02
	标准差	6.56E+00	9.13E+00	1.04E+01	8.18E+00	6.11E+00	7.87E+00	5.20E+00	8.47E+00
F4	平均值	8.78E+02	8.85E+02	8.81E+02	8.81E+02	9.61E+02	8.98E+02	9.37E+02	9.10E+02
	标准差	2.55E+01	2.76E+01	2.87E+01	1.52E+01	1.56E+01	1.45E+01	1.38E+01	3.05E+01
F5	平均值	1.96E+03	1.85E+03	2.04E+03	2.55E+03	3.13E+03	2.08E+03	2.07E+03	2.97E+03
	标准差	1.17E+03	8.06E+02	9.10E+02	2.67E+02	4.01E+02	3.77E+02	4.43E+02	8.38E+02
F6	平均值	1.90E+06	1.46E+06	1.23E+07	6.67E+04	1.04E+09	1.05E+08	1.17E+08	1.78E+04
	标准差	7.17E+06	7.88E+06	1.61E+07	3.96E+04	6.14E+08	1.01E+08	6.89E+07	1.33E+04
F7	平均值	2.07E+03	2.07E+03	2.06E+03	2.14E+03	2.19E+03	2.13E+03	2.13E+03	2.20E+03
	标准差	3.32E+01	3.73E+01	3.24E+01	4.82E+01	3.62E+01	3.48E+01	1.59E+01	6.82E+01
F8	平均值	2.26E+03	2.26E+03	2.26E+03	2.24E+03	2.38E+03	2.27E+03	2.26E+03	2.28E+03
	标准差	4.92E+01	6.00E+01	5.80E+01	2.24E+01	1.25E+02	6.02E+01	1.30E+01	6.70E+01
F9	平均值	2.48E+03	2.48E+03	2.60E+03	2.48E+03	3.10E+03	2.79E+03	2.56E+03	2.51E+03
	标准差	8.48E+00	3.65E-02	8.93E+01	2.75E+00	2.12E+02	8.20E+01	2.97E+01	2.25E+01
F10	平均值	3.45E+03	3.99E+03	3.84E+03	3.26E+03	5.74E+03	3.24E+03	2.77E+03	3.84E+03
	标准差	8.78E+02	8.53E+02	1.09E+03	6.17E+02	1.70E+03	1.11E+03	9.13E+02	1.20E+03
F11	平均值	2.90E+03	2.91E+03	5.89E+03	3.00E+03	8.32E+03	5.67E+03	5.67E+03	2.98E+03
	标准差	1.03E-01	1.45E+01	9.12E+03	1.28E+02	7.90E+02	8.91E+02	4.69E+02	4.05E+01
F12	平均值	3.00E+03	2.98E+03	3.00E+03	3.03E+03	3.74E+03	3.43E+03	3.03E+03	3.04E+03
	标准差	4.82E+01	3.67E+01	3.59E+01	4.37E+01	1.99E+02	1.07E+02	1.84E+01	9.47E+01
+/-/=			3/1/8	4/1/7	7/2/3	12/0/0	10/0/2	10/0/2	7/2/3
平均排名		2.58	2.83	4.17	3.42	7.92	5.67	4.33	5.08
最终排名		1	2	4	3	8	7	5	6

表 3 展示了在 8 个工程设计问题测试集上的实验结果。PSOSI 在 3 个问题上取得最优，PSOLP 和标准 PSO 分别在 2 个问题上取得最优，HHO 在 1 个问题上取得最优。就最优数量而言，PSOSI 表现最佳，其次是 PSOLP 和 PSO。从 Wilcoxon 显著性检验结果来看，PSOSI 在除 PSO 外的所有算法中均展现出更优表现；但与 PSO 相比，PSOSI 在 2 个工程设计问题上的优化效果显著较差。这可能是由于这两个问题

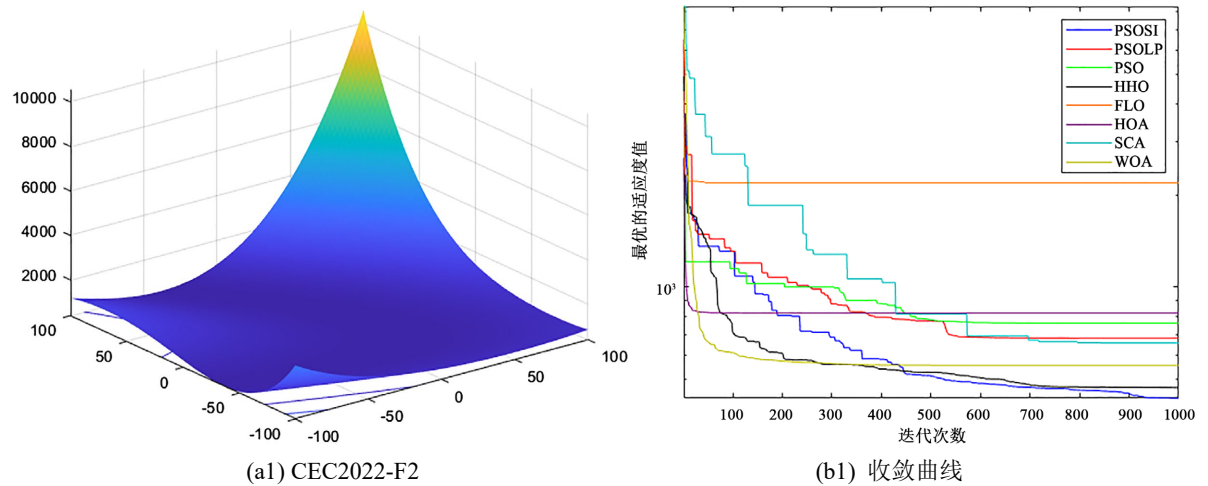
维度较低，中心位置引导机制反而抑制了收敛速度。与 PSOLP 对比时，PSOSI 在 6 个问题上具有显著优势，体现出更稳定的优化能力。Friedman 检验结果显示，PSOSI 仍排名第 1，PSO 升至第 2 位，PSOLP 则退至第 3 位。

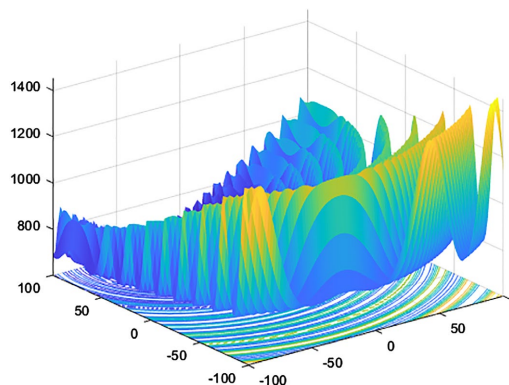
Table 3. Numerical comparison of optimization results on the engineering design problems
表 3. 工程设计问题上的优化结果数值对比

函数	指标	PSOSI	PSOLP	PSO	HHO	FLO	HOA	SCA	WOA
En-F1	平均值	1.30E-02	1.54E-02	1.31E-02	1.36E-02	1.51E+99	1.43E-02	1.31E-02	1.38E-02
	标准差	5.84E-04	3.18E-03	6.05E-04	8.99E-04	5.41E+99	1.34E-03	1.31E-04	8.96E-04
En-F2	平均值	6.26E+03	6.24E+03	6.12E+03	6.81E+03	1.14E+05	9.83E+03	7.10E+03	9.79E+03
	标准差	5.46E+02	5.60E+02	4.88E+02	3.66E+02	7.54E+04	2.17E+03	5.70E+02	4.58E+03
En-F3	平均值	2.64E+02	2.64E+02	2.64E+02	2.64E+02	2.65E+02	2.64E+02	2.64E+02	2.65E+02
	标准差	5.09E-04	1.84E-01	7.96E-04	2.05E-01	2.08E+00	1.16E-01	1.18E-01	1.28E+00
En-F4	平均值	1.70E+00	1.76E+00	1.72E+00	1.90E+00	3.27E+00	2.99E+00	1.84E+00	2.36E+00
	标准差	1.45E-02	3.60E-02	3.92E-02	1.74E-01	5.63E-01	5.03E-01	4.78E-02	5.23E-01
En-F5	平均值	3.06E+03	3.05E+03	3.12E+03	3.04E+03	1.12E+98	1.60E+97	3.14E+03	3.32E+03
	标准差	7.66E+01	1.01E+01	4.59E+02	2.33E+01	1.23E+98	3.93E+97	3.71E+01	5.18E+02
En-F6	平均值	-2.43E+05	-2.43E+05	-2.39E+05	-2.43E+05	-1.57E+05	-1.55E+05	-2.37E+05	-2.15E+05
	标准差	1.87E+03	1.54E+01	2.27E+04	9.99E+02	1.67E+04	2.20E+04	4.48E+03	2.41E+04
En-F7	平均值	1.34E+00	1.34E+00	1.34E+00	1.34E+00	1.50E+00	1.36E+00	1.39E+00	1.53E+00
	标准差	2.00E-05	3.24E-04	2.42E-05	2.28E-03	4.72E-02	9.75E-03	2.60E-02	1.09E-01
En-F8	平均值	8.24E+96	6.02E+91	8.83E+96	7.01E+91	3.94E+98	1.45E+97	1.73E+97	8.35E+95
	标准差	2.10E+97	9.75E+91	2.09E+97	2.29E+92	5.66E+98	3.62E+97	1.02E+97	2.54E+96
+/-/=			6/0/2	0/2/6	5/0/3	8/0/0	7/0/1	8/0/0	8/0/0
平均排名		2.19	3.56	2.69	3.69	7.31	5.94	4.56	6.06
最终排名		1	3	2	4	8	6	5	7

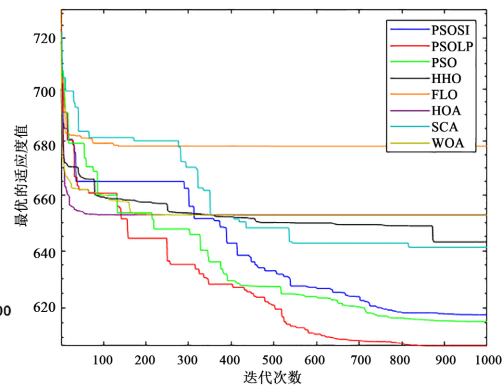
综上所述，PSOSI 在 CEC-2022 标准测试集和 8 个工程设计问题中的整体表现均优于其他算法。与 PSOLP 相比，PSOSI 展现出更强的稳定性，说明在这两个测试集上，基于种群中心位置的引导机制，相较于依赖种群聚集程度进行局部扰动的策略，具备更优的优化效果。

4.4. 收敛曲线展示及分析

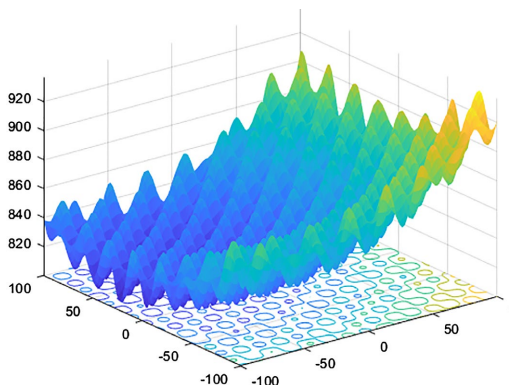




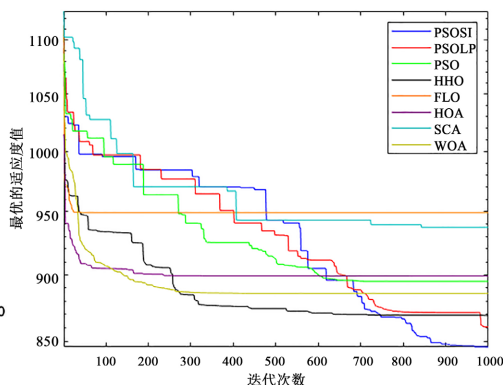
(a2) CEC2022-F3



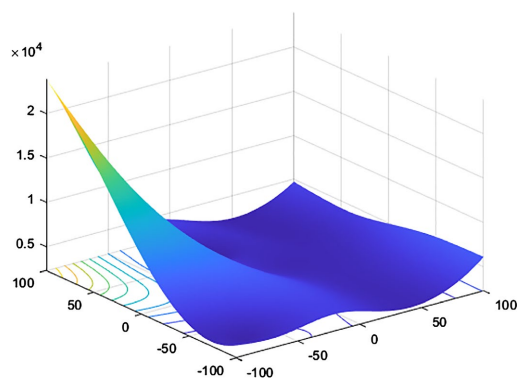
(b2) 收敛曲线



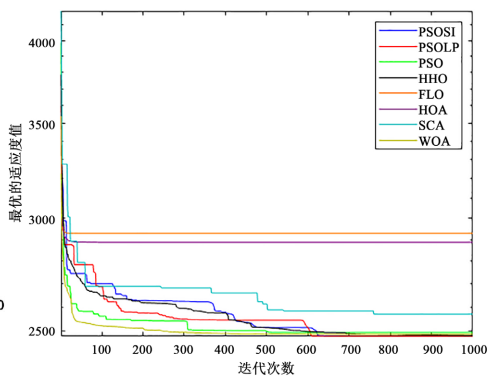
(a3) CEC2022-F4



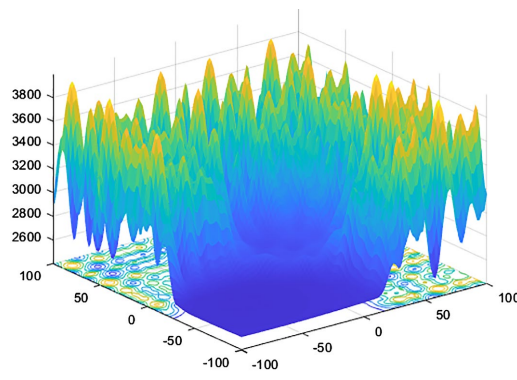
(b3) 收敛曲线



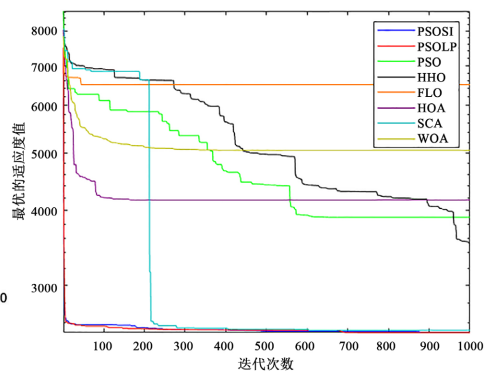
(a4) CEC2022-F9



(b4) 收敛曲线



(a5) CEC2022-F10



(b5) 收敛曲线

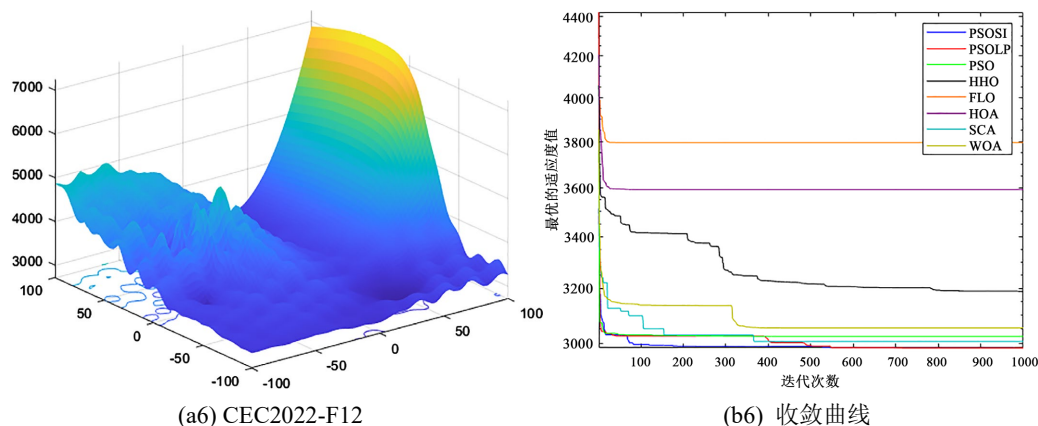


Figure 3. CEC-2022 function visualization and convergence curves
图 3. CEC-2022 函数可视化及收敛曲线图

本文可视化了 6 个 CEC-2022 测试函数，并展示了在这些函数上的收敛曲线效果，如图 3 所示。结果表明，PSOSI 和 PSOLP 相比于 PSO，收敛曲线表现显著提升。在大多数测试函数中，PSOSI 和 PSOLP 不仅收敛速度更快，优化结果也更加优越。即便如图 3(b4)所示，PSO 初期收敛较快，但通过种群中心位置引导或局部扰动机制的作用，PSOSI 和 PSOLP 有效增加了种群多样性，从而在后续迭代中逐渐超越 PSO，进一步验证了所提改进策略的有效性。同时，相较于其他主流算法，PSOSI 和 PSOLP 在解决 CEC-2022 测试函数问题时展现出了明显的优势。

5. 结论

本文针对传统粒子群优化算法(PSO)易陷入局部最优的问题，提出了两种改进策略：基于种群中心引导的 PSOSI 算法以及引入局部扰动机制的 PSOLP 算法。通过在 CEC-2022 测试函数和多个工程设计问题上的实验验证，结果表明，两种算法在优化精度与收敛稳定性方面均优于标准 PSO 及主流对比算法。研究表明，从种群整体信息出发进行引导或扰动，能够有效提升 PSO 的全局搜索能力，为复杂优化问题提供了可行且高效的求解方案。未来工作将聚焦于进一步增强算法的全局搜索能力，同时探索其在高维、多约束及实际工业优化场景中的适用性与扩展性。

参考文献

- [1] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95—International Conference on Neural Networks*, Perth, 27 November-1 December 1995, 1942-1948. <https://doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [2] Elbes, M., Alzubi, S., Kanan, T., Al-Fuqaha, A. and Hawashin, B. (2019) A Survey on Particle Swarm Optimization with Emphasis on Engineering and Network Applications. *Evolutionary Intelligence*, **12**, 113-129. <https://doi.org/10.1007/s12065-019-00210-z>
- [3] Shi, Y. and Eberhart, R. (1998) A Modified Particle Swarm Optimizer. 1998 *IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98TH8360)*, Anchorage, 4-9 May 1998, 69-73.
- [4] Shi, Y. and Eberhart, R.C. (1999) Empirical Study of Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, Washington, 6-9 July 1999, 1945-1950.
- [5] Liang, J.J., Qin, A.K., Suganthan, P.N. and Baskar, S. (2004) Particle Swarm Optimization Algorithms with Novel Learning Strategies. 2004 *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No.04CH37583)*, The Hague, 10-13 October 2004, 3659-3664. <https://doi.org/10.1109/icsmc.2004.1400911>
- [6] Li, X., & Yao, X. (2012) Cooperatively Coevolving Particle Swarms for Large Scale Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **16**, 210-224. <https://doi.org/10.1109/tevc.2011.2112662>

- [7] Wang, Y., Li, B., Weise, T., Wang, J., Yuan, B. and Tian, Q. (2011) Self-Adaptive Learning Based Particle Swarm Optimization. *Information Sciences*, **181**, 4515-4538. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2010.07.013>
- [8] Zhang, Y. (2023) Elite Archives-Driven Particle Swarm Optimization for Large Scale Numerical Optimization and Its Engineering Applications. *Swarm and Evolutionary Computation*, **76**, Article ID: 101212. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2022.101212>
- [9] Kumar, L., Pandey, M. and Ahirwal, M.K. (2023) Parallel Global Best-Worst Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving Optimization Problems. *Applied Soft Computing*, **142**, 110329. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110329>
- [10] Qaraad, M., Amjad, S., Hussein, N.K., Farag, M.A., Mirjalili, S. and Elhosseini, M.A. (2024) Quadratic Interpolation and a New Local Search Approach to Improve Particle Swarm Optimization: Solar Photovoltaic Parameter Estimation. *Expert Systems with Applications*, **236**, Article ID: 121417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121417>
- [11] Yazdani, D., Branke, J., Omidvar, M. N., Li, X., Li, C., Mavrovouniotis, M., Yao, X., *et al.* (2021) IEEE CEC 2022 Competition on Dynamic Optimization Problems Generated by Generalized Moving Peaks Benchmark. arXiv: 2106.06174.
- [12] Tzanetos, A. and Blondin, M. (2023) A Qualitative Systematic Review of Metaheuristics Applied to Tension/Compression Spring Design Problem: Current Situation, Recommendations, and Research Direction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **118**, Article ID: 105521. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105521>
- [13] Hassan, S., Kumar, K., Raj, C.D. and Sridhar, K. (2013) Design and Optimisation of Pressure Vessel Using Metaheuristic Approach. *Applied Mechanics and Materials*, **465**, 401-406. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amm.465-466.401>
- [14] Erdogan Yildirim, A. and Karci, A. (2018) Application of Three Bar Truss Problem among Engineering Design Optimization Problems Using Artificial Atom Algorithm. 2018 *International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*, Malatya, 28-30 September 2018, 1-5. <https://doi.org/10.1109/idap.2018.8620762>
- [15] Alkurdi, A.A. (2023) Optimization of Welded Beam Design Problem Using Water Evaporation Optimization Algorithm. *Academic Journal of Nawroz University*, **12**, 499-509. <https://doi.org/10.25007/ajnu.v12n3a1753>
- [16] Lin, M., Tsai, J., Hu, N. and Chang, S. (2013) Design Optimization of a Speed Reducer Using Deterministic Techniques. *Mathematical Problems in Engineering*, **2013**, Article ID: 419043. <https://doi.org/10.1155/2013/419043>
- [17] Panda, S., Panda, S.N., Nanda, P. and Mishra, D. (2015) Comparative Study on Optimum Design of Rolling Element Bearing. *Tribology International*, **92**, 595-604. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2015.07.034>
- [18] Yücel, M., Bekdaş, G. and Nigdeli, S.M. (2020) Minimizing the Weight of Cantilever Beam via Metaheuristic Methods by Using Different Population-Iteration Combinations. *WSEAS Transactions on Computers*, **19**, 69-77. <https://doi.org/10.37394/23205.2020.19.10>
- [19] Đurđev, M., Milošević, M., Lukić, D., Antić, A., Novaković, B. and Đorđević, L. (2023) Gauss-Based Honey Badger Algorithm for Step-Cone Pulley Optimization Problem. In: Karabegovic, I., Kovačević, A. and Mandzuka, S., Eds., *New Technologies, Development and Application VI. NT 2023*, Springer, 78-85. https://doi.org/10.1007/978-3-031-31066-9_9
- [20] Heidari, A.A., Mirjalili, S., Faris, H., Aljarah, I., Mafarja, M. and Chen, H. (2019) Harris Hawks Optimization: Algorithm and Applications. *Future Generation Computer Systems*, **97**, 849-872. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.028>
- [21] Falahah, I.A., Al-Baik, O., Alomari, S., Bektemyssova, G., Gochhait, S., Leonova, I., *et al.* (2024) Frilled Lizard Optimization: A Novel Bio-Inspired Optimizer for Solving Engineering Applications. *Computers, Materials & Continua*, **79**, 3631-3678. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.053189>
- [22] Oladejo, S.O., Ekwe, S.O. and Mirjalili, S. (2024) The Hiking Optimization Algorithm: A Novel Human-Based Metaheuristic Approach. *Knowledge-Based Systems*, **296**, Article ID: 111880. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.111880>
- [23] Mirjalili, S. (2016) SCA: A Sine Cosine Algorithm for Solving Optimization Problems. *Knowledge-Based Systems*, **96**, 120-133. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.12.022>
- [24] Mirjalili, S. and Lewis, A. (2016) The Whale Optimization Algorithm. *Advances in Engineering Software*, **95**, 51-67. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008>
- [25] Wilcoxon, F. (1992) Individual Comparisons by Ranking Methods. In: Kotz, S. and Johnson, N.L., Eds., *Breakthroughs in Statistics*, Springer, 196-202. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_16
- [26] Friedman, M. (1937) The Use of Ranks to Avoid the Assumption of Normality Implicit in the Analysis of Variance. *Journal of the American Statistical Association*, **32**, 675-701. <https://doi.org/10.1080/01621459.1937.10503522>