

DOI:10.13718/j.cnki.xsxb.2022.11.008

交叉策略粒子群算法^①

王谦, 张斌, 欧阳艾嘉, 许光俊

遵义师范学院 信息工程学院, 贵州 遵义 563000

摘要: 提出了一种基于交叉策略的粒子群优化算法(CSPSO), 该算法利用遗传算法中的交叉变异策略的优点, 将粒子两两进行交叉变异进而得到相同数目的子代粒子来更新替代亲代的粒子, 从而更好地解决粒子群优化算法容易陷入局部最优值以及计算精度低等问题. 通过对仿真实验的结果分析可知, 与基本粒子群优化算法、布谷鸟搜索算法以及已有的部分改进算法相对比, CSPSO 在收敛速度和精度方面的优势更为突出.

关键词: 交叉策略; 收敛精度; 收敛速度; 粒子群优化算法; 全局优化

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5471(2022)11-0057-06

Cross strategy particle swarm optimization

WANG Qian, ZHANG Bin, OUYANG Aijia, XU Guangjun

School of Information Engineering, Zunyi Normal University, Zunyi Guizhou 563000, China

Abstract: This paper proposes a crossover strategy-based particle swarm optimization algorithm (CSPSO), which takes advantage of the crossover mutation strategy in genetic algorithm, and crossover mutates particles two by two to obtain the same number of children to replace the parent particles, thus better solving the problems that the particle swarm optimization algorithm is easy to fall into the local optimum and low computational accuracy. By analyzing the results of simulation experiments, we can learn that CSPSO has more advantages in terms of convergence speed and accuracy compared with the basic particle swarm optimization algorithm, cuckoo search algorithm and some existing improved algorithms.

Key words: cross strategy; convergence accuracy; convergence rate; particle swarm optimization algorithm; global optimization

粒子群优化算法常常被定义成一种通过个体已发现的最有利位置和种群最有优势位置来反复迭代从而引领该群体搜寻最有利位置的优化算法^[1]. 与其余各种算法相比而言, 粒子群体所需要调节的参数较少、收敛速度快^[2], 已经广泛应用于全局优化、人工智能等诸多领域^[3-11]. 粒子群优化算法因为收敛速度快以至于很容易陷入局部最优值.

① 收稿日期: 2021-08-28
基金项目: 贵州省自然科学基金项目(黔科合基础[2017]1207号, 黔科合基础[2018]1180号, 黔科合基础[2017]1201号); 遵义市校联合基金项目(遵市科合 HZ 字 273 号); 遵义师范学院学术新苗培育项目(黔科合人才平台[2017 年]5727-20 号, 遵师 XM [2020]1 号-11).
作者简介: 王谦, 副教授, 博士, 主要从事智能计算与深度学习.

文献[12]提出的多种优化策略混合粒子群优化算法属于准 PSO 系列的概率优化算法,虽然优势明显,但对其实现方式的分析尚不完善。

鉴于粒子间信息共享机制粗略,针对粒子群优化算法进行多极值函数优化时极易出现的早熟和搜索效率不明显的问题^[13],提出了一种采用交叉策略的方法来使得粒子能够快速有效地脱离陷阱,不但提高了收敛精度以及收敛速度,还能在全面和部分搜索区域之间维持良好的平衡状态,具有良好的普适性。

1 基本优化算法

设: $x_i(i=1,2,\cdots,n)$ 表示第 i 个粒子的当前位置, $p_i(i=1,2,\cdots,n)$ 表示第 i 个粒子历史认知中的最优位置,具体公式如下:

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_i - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g - x_i^k) \tag{1}$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \tag{2}$$

其中: c_1 与 c_2 为学习因子, r_1 与 r_2 表示随机数, ω 表示惯性权重. 惯性权重 ω 计算公式如下

$$\omega = \omega_s - (\omega_s - \omega_e) \times \log_{T_m} T_c \tag{3}$$

其中: ω_s 与 ω_e 分别表示初始与末尾值, T_m 与 T_c 分别表示最大迭代次数与当前的迭代次数。

2 改进算法

2.1 原理

使用概率的方法来选择一定数量的粒子成对进行杂交,并产生相同数目的粒子进行更新替换,公式如下:

$$x_{\text{new}} = p \cdot x_{\text{old1}} + (1 - p) \cdot x_{\text{old2}} \tag{4}$$

式(4)中 p 表示随机数, $x_{\text{old1}}, x_{\text{old2}}$ 表示种群上一次寻优的位置. 更新替换后公式:

$$v_{\text{new}} = \frac{x_{\text{old1}} + x_{\text{old2}}}{|x_{\text{old1}} + x_{\text{old2}}|} |x_{\text{old1}}| \tag{5}$$

2.2 CSPSO 算法

在表 1 中, CSPSO 算法的各个参数含义如下: D 表示函数的维数, N 表示粒子数目, c_1 与 c_2 表示学习因子, p_c 表示杂交概率, s_p 表示杂交区域的大小比例, f 表示计算值, a 与 b 表示实验范围, DT_{max} 表示最大迭代次数。

表 1 CSPSO 算法

CSPSO 算法
输入: $D, N, c_1, c_2, p_c, s_p, f, a, b, DT_{\text{max}}$
输出: f_{best}
1 根据式(1), (2) 初始化 x, v ;
2 计算 f ;
3 寻找局部最优、全局最优;
4 For $g = 1$ to DT_{max} do
5 根据式(3) 更新 v , 再根据式(4), (5) 更新 x
6 计算 f ;
7 更新局部最优、全局最优
8 end
9 输出 f_{best}

3 实验结果分析

3.1 对比样例与测试函数

将本文提出的 CSPSO 算法与参考文献[14] 中算法进行对比实验. 所有算法参数采用参考文献[14] 的

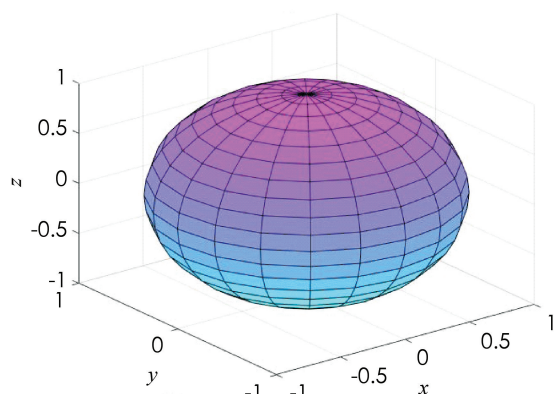
设置: $N=30$, $c_1=c_2=2$, $\omega=[0.9, 0.4]$, $p_c=0.9$, 每组测试函数运行 20 次, 每次迭代 1000 轮, 测试范围均为 $[-50, 50]$. 首先给出 6 个测试函数及其函数图形(图 1).

单峰函数:

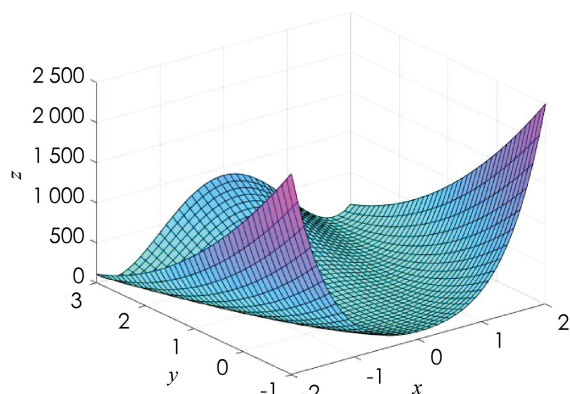
1) Sphere 函数: $f_1 = \sum_{i=1}^D x_i^2$

2) Rosenbrock 函数: $f_2 = \sum_{i=1}^D [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$

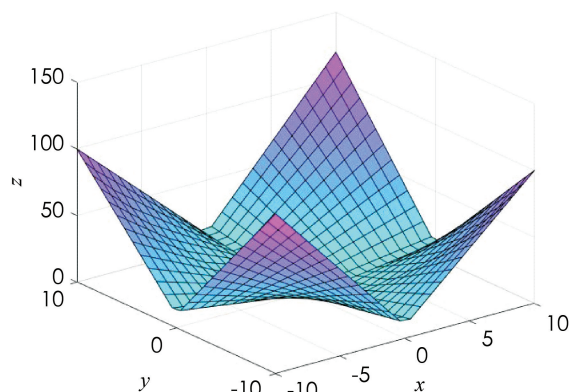
3) Schwefel P2.2 函数: $f_3 = \sum_{i=1}^D |x_i| + \prod_{i=1}^D |x_i|$



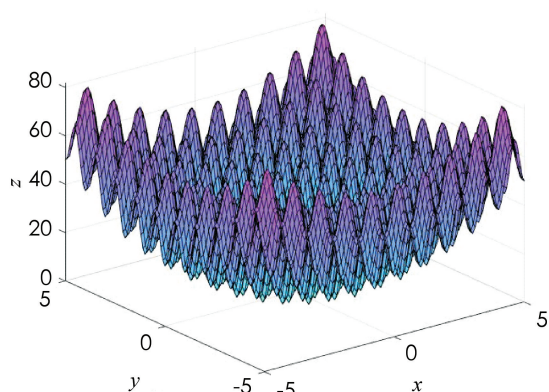
a. Sphere



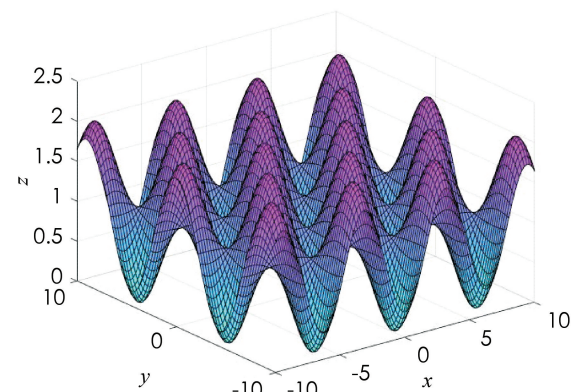
b. Rosenbrock



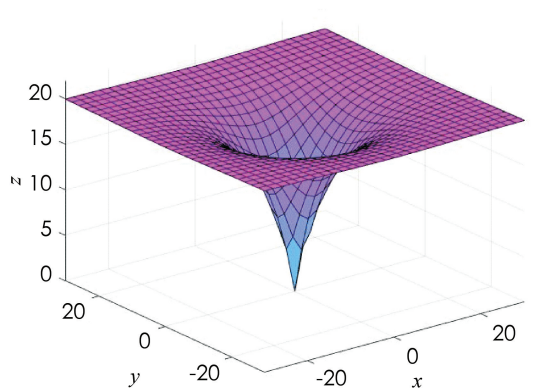
c. Schwefel P2.2



d. Rastrigin



e. Griewank



f. Ackley

图 1 函数图形

多峰函数:

4) Rastrigin 函数: $f_4 = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$

5) Griewank 函数: $f_5 = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$

6) Ackley 函数: $f_6 = 20 + \exp(1) - 20\exp\left[-0.2\sqrt{\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D x_i^2}\right] - \exp\left[\frac{1}{D}\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right]$

以上 6 个测试函数在 $[-50, 50]$ 上均有最优值 0.

3.2 测试结果与分析

本文以平均值、标准偏差为主要对比数据,迭代 1 000 轮,种群维度 $D = 30$ 的仿真实验值:

图 2 中横坐标 Generation 表示迭代次数,纵坐标 $\log f(x)$ 表示适应函数值的对数值以 10 为底,从图 2 可以看出: CSPSO 在 6 组测试函数上的结果都好于 PSO 和 CS,全局搜索能力较强.

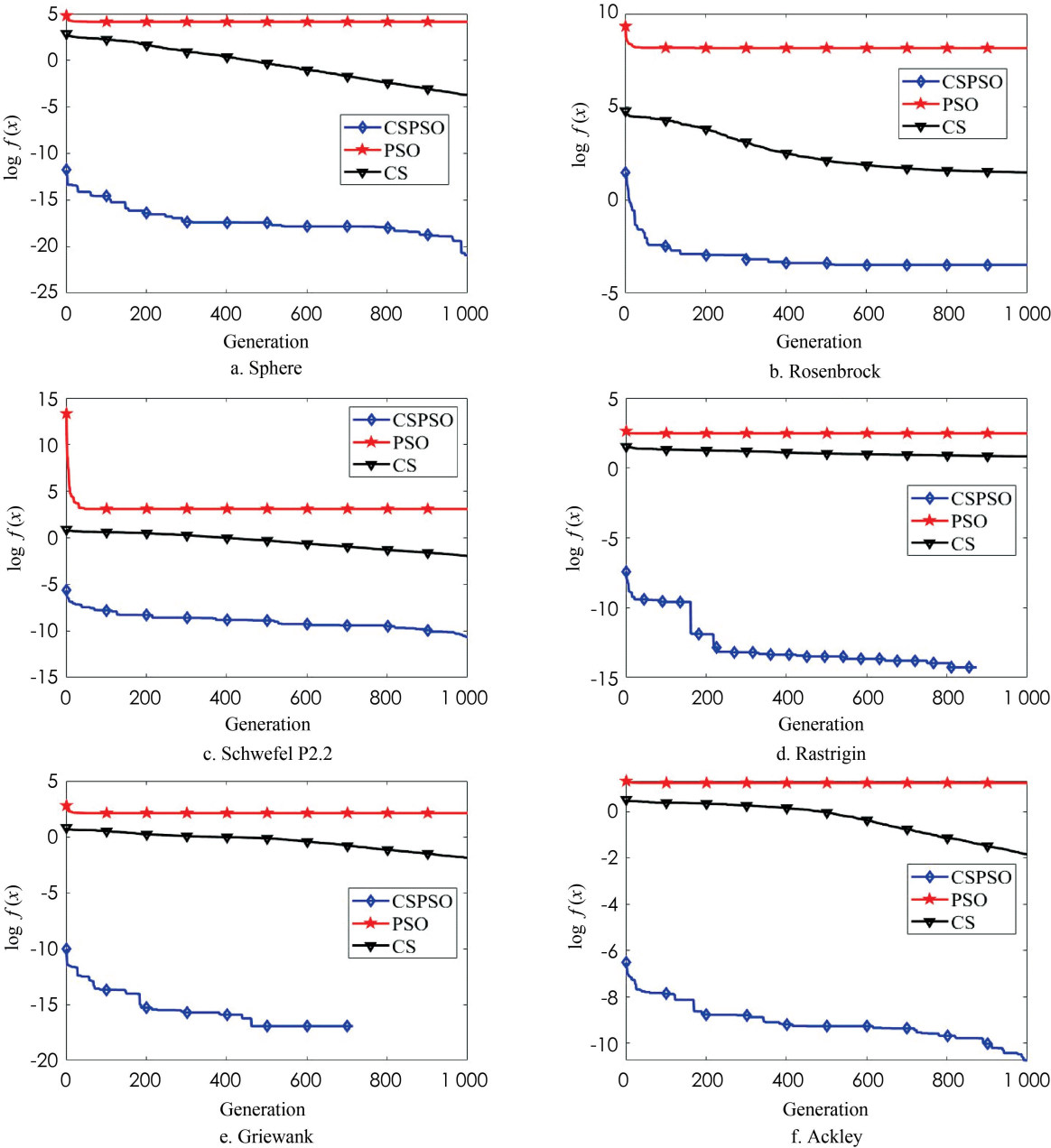


图 2 收敛曲线图

由本文与参考文献[14] 中的仿真结果(表 2) 可知，本文的 CSPSO 算法优于其他几种算法。

表 2 函数数据对比

函数	算法	均值	标准偏差
Sphere	DE/rand/1/bin	1. 10E+02	3. 98E+01
	PSOGSA	6. 03E−10	1. 85E−00
	HPSO	3. 23E+02	4. 30E+02
	CSPSO	1. 18E−21	2. 44E−21
Rosenbrock	DE/rand/1/bin	1. 28E+04	7. 93E+03
	PSOGSA	1. 44E+02	2. 21E+02
	HPSO	1. 08E+03	2. 10E+03
	CSPSO	3. 27E−04	6. 55E−04
Schwefel P2. 2	DE/rand/1/bin	6. 81E+00	1. 26E+00
	PSOGSA	2. 20E+01	2. 25E+01
	HPSO	2. 50E+01	1. 65E+01
	CSPSO	2. 29E−11	2. 59E−11
Rastrigin	DE/rand/1/bin	2. 08E+02	1. 19E+01
	PSOGSA	9. 42E+01	2. 98E+01
	HPSO	9. 21E+01	5. 59E+01
	CSPSO	0. 00E+00	0. 00E+00
Griewank	DE/rand/1/bin	1. 92E+00	3. 40E−01
	PSOGSA	1. 25E−02	1. 89E−02
	HPSO	6. 39E−03	1. 22E−02
	CSPSO	0. 00E+00	0. 00E+00
Ackley	DE/rand/1/bin	3. 12E+00	4. 41E−01
	PSOGSA	5. 36E−01	7. 57E−01
	HPSO	1. 93E−05	1. 28E−05
	CSPSO	1. 80E−11	1. 87E−11

4 总结

本文提出了一种基于交叉策略的混合优化算法，将粒子两两进行交叉变异进而得到相同数目的子代粒子来更新替代亲代粒子，在避免陷入局部最优值的同时提升了算法的精度。

参考文献：

[1] LI D P, LI K L, LIANG J, et al. A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for Load Balancing of MDS on Heterogeneous Computing Systems [J]. Neurocomputing, 2019, 330: 380-393.

[2] OUYANG A J, TANG Z, ZHOU X, et al. Parallel Hybrid PSO with CUDA for 1D Heat Conduction Equation [J]. Computers & Fluids, 2015, 110: 198-210.

[3] OUYANG A, PENG X Y, WANG Q, et al. A Parallel Improved IWO Algorithm on GPU for Solving Large Scale Global Optimization Problems [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 31(2): 1041-1051.

[4] 李莉, 李洪奇, 王超, 等. 基于粒子群算法的智能电梯群控系统调度 [J]. 计算机科学, 2012, 39(S3): 331-333, 358.

[5] 王华, 陈梦奇, 蔡恩香, 等. 基于多目标粒子群优化算法的永久基本农田划定模型 [J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 138-146, 171.

[6] 丁进良, 杨翠娥, 陈远东, 等. 复杂工业过程智能优化决策系统的现状与展望 [J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1931-1943.

[7] OUYANG A J, LIU Y M, PEI S Y, et al. A Hybrid Improved Kernel LDA and PNN Algorithm for Efficient Face Recognition [J]. Neurocomputing, 2020, 393: 214-222.

[8] 胡志强, 李文静, 乔俊飞. 基于自适应模拟退火的变频正弦混沌神经网络 [J]. 电子学报, 2019, 47(3): 613-622.

[9] 张莉, 冯大政. 一种自反馈细胞神经网络稳定性分析及在函数优化中的应用 [J]. 控制与决策, 2010, 25(5): 691-694.

[10] OUYANG A J, LI K L, TRUONG T K, et al. Hybrid Particle Swarm Optimization for Parameter Estimation of Muskingum Model [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(7/8): 1785-1799.

[11] OUYANG A J, LU Y S, LIU Y M, et al. An Improved Adaptive Genetic Algorithm Based on DV-Hop for Locating Nodes in Wireless Sensor Networks [J]. Neurocomputing, 2021, 458: 500-510.

[12] 余伟伟, 谢承旺. 一种多策略混合的粒子群优化算法 [J]. 计算机科学, 2018, 45(S1): 120-123.

[13] FU J, LI W S, OUYANG A J, et al. Multimodal Biomedical Image Fusion Method via Rolling Guidance Filter and Deep Convolutional Neural Networks [J]. Optik, 2021, 237: 166726.

[14] 沈涵, 都海波, 周俊. 自适应变异的天牛群优化算法 [J]. 计算机应用, 2020, 40(S2): 1-7.

责任编辑 张枸