

一种面向大规模复杂全局优化的流场吸引动态涡流搜索算法

刘景森^{1,2}, 李浩然^{1,2}, 李煜^{3,4}, 周欢⁴

(1. 河南大学河南省智能网络理论与关键技术国际联合实验室, 河南开封 475004; 2. 河南大学软件学院, 河南开封 475004;
3. 河南大学管理科学与工程研究所, 河南开封 475004; 4. 河南大学商学院, 河南开封 475004)

摘要: 为了拓展涡流搜索算法的应用能力, 提升其求解复杂优化尤其是大规模复杂优化问题的性能, 本文提出了一种基于流场吸引流动、逐维半径试探更新和领导层决策机制的动态涡流搜索算法. 首先, 本文在算法中引入压强差的概念, 使候选解依据压强差进一步向着较优解移动, 提高算法整体的搜索质量; 然后, 算法通过逐维半径更新策略, 有效避免了在某一维陷入局部极值的情况; 最后, 本文在中心点的更新中引入领导层决策机制, 提高算法快速确定最佳区域的能力. 在计算机仿真部分, 本文将该改进算法与多组具有不同代表性的对比算法分别在 CEC2017 套件的 100 维和 CEC2010 套件的 1 000 维上进行了极值优化分析, 结果表明改进后的算法无论是在高维问题还是大规模复杂问题上的寻优结果都能领先其他代表性对比算法多个数量级, 具有很好的收敛性能.

关键词: 涡流搜索算法; 流场吸引; 逐维更新; 领导层决策机制; CEC2017; 极值优化; 大规模全局优化

基金项目: 国家自然科学基金(No.72104069); 河南省重点研发与推广专项(No.222102210065); 河南省重大科技专项(No.201300210400); 河南大学研究生培养创新与质量提升行动计划项目(No.SYLYC2022150)

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2023)07-1949-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20221108

A Dynamic Vortex Search Algorithm of Flow Field Attraction for Large-Scale Complex Global Optimization

LIU Jing-sen^{1,2}, LI Hao-ran^{1,2}, LI Yu^{3,4}, ZHOU Huan⁴

(1. Henan International Joint Laboratory of Intelligent Network Theory and Key Technology,
Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

2. College of Software, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

3. Institute of Management Science and Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China;

4. Business School, Henan University, Kaifeng, Henan 475004, China)

Abstract: In order to expand the application capabilities of the vortex search algorithm and improve its performance in solving complex optimization problems, especially large-scale complex optimization problems, a vortex search algorithm is proposed based on attractive flow field operation, dimension-by-dimension dynamic radius, and leadership decision-making mechanism. Firstly, this paper introduces the concept of pressure difference in the algorithm. Candidate solutions further move towards the optimal solution according to pressure difference, which improves the overall search quality of the algorithm. Then, a dimension-by-dimension radius updating strategy is used to avoid trapping into the local minima in a certain dimension. Finally, the leadership decision-making mechanism is introduced into updating the circle center, which improves the algorithm's ability and quickly determines the optimal region. In the simulation section, the improved algorithm and multiple sets of representative comparison algorithms are analyzed for extreme value optimization on the 100 dimensions of the CEC2017 suite and 1 000 dimensions of the CEC2010 suite, respectively. The results show that the improved algorithm can outperform other representative algorithms by multiple orders of magnitude in both high-dimensional and large-scale complex problems, and has good convergence performance.

Key words: vortex search algorithm; attractive flow field operation; dimension-by-dimension dynamic radius; leader-

ship decision-making mechanism; CEC2017; large-scale global optimization; extremal optimization

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.72104069); Key R&D and Promotion Projects of Henan Province, China (No.222102210065); Major Science and Technology Project of Henan Province, China (No.201300210400); Action Plan for Postgraduate Training Innovation and Quality Improvement of Henan University (No.SYLYC2022150)

1 引言

随着科技的不断进步,优化问题的规模及复杂性也逐渐增加,许多元启发式算法被设计及应用到该类问题的优化求解中.近年来,元启发式算法迅速发展.这些算法可划分为基于单解的启发式算法和群解启发式算法两种类型,其中基于单解的启发式算法如模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)、禁忌搜索算法(Tabu Search, TS)等;而群解启发式算法则如鲸鱼算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)^[1]、哈里斯鹰算法(Harris Hawks Optimization, HHO)^[2]等.这些元启发式算法在解决复杂优化问题时取得了良好的求解效果,相较于传统的数值方法给出了更好的优化结果和方案.

涡流搜索算法(Vortex Search Algorithm, VSA)^[3]是土耳其学者 Berat Doğan 在 2015 年受流体旋转运动启发提出的一种基于单解启发式的优化算法.该算法机制简单、寻优能力强、几乎不涉及参数设置、通用性好,已被广泛应用于工业设计^[4]、光伏发电^[5]、神经网络^[6]、通信工程^[7]等领域中.虽然涡流搜索算法在一些优化问题的求解上优点和优势明显,但也存在着需要高迭代支撑和容易陷入局部最优的问题.为此,一些学者提出了改进方案,如:文献[8,9]通过在算法中引入差分进化和量子衍生等机制增强了算法寻优过程中的多样性;文献[10,11]通过引入Levy飞行和混沌随机数等机制提高了算法跳出局部极值的能力.

这些改进提高了算法在各自应用领域的寻优能力,但其求解结果与性能,尤其是解决高维及大规模复杂问题的能力仍需进一步改进和提升.因此本文针对VSA算法的这些不足提出了一种基于流场吸引流动、逐维半径试探更新和领导层决策机制的动态涡流搜索算法(Vortex Search Algorithm is proposed based on attractive Flow field operation, dimension-by-dimension Dynamic radius, and leadership decision-making mechanism, FDVSA).该算法通过引入流场吸引流动、逐维半径更新以及中心点位置更新的领导层决策这三种机制,提高了算法的多样性及跳出局部极值的能力,并分别在高维复杂测试集 CEC2017 和大规模优化测试集 CEC2010 上进行了测试检验.

2 基本涡流搜索算法

VSA^[3]是基于搅拌流体所产生的涡流模式提出的启发式优化算法,算法在涡流中心点处以高斯分布的方式随机产生候选解,通过迭代更新中心点和缩小涡流半径不断搜索,逐渐找到全局最优解.

涡流搜索算法步骤如下:

Step1: 初始化参数: 候选解数量 N 、空间维度 D 、迭代次数 T , 设置全局最优值 g_{best} 的初值为 $+\infty$, 设置初始中心点 μ_0 的位置:

$$\mu_0 = \frac{\mathbf{u} + \mathbf{l}}{2} \quad (1)$$

其中, \mathbf{u} 和 \mathbf{l} 分别为空间中各维度的上、下限.

Step2: 进入迭代, 由式(3)计算涡流半径 r_t :

$$\sigma_0 = \frac{\mathbf{u} - \mathbf{l}}{2} \quad (2)$$

$$r_t = \sigma_0 \cdot \text{gammaincinv}(x, a_t) \quad (3)$$

其中, σ_0 为空间半径因子, 由式(2)计算, t 为当前迭代次数, gammaincinv 为不完全逆伽马函数, x 为积分上限, 取 0.1, a_t 随迭代次数增加而自适应递减, 其计算式为

$$a_t = 1 - \frac{t}{T} \quad (4)$$

Step3: 在中心点附近产生候选解 \mathbf{s} :

$$\mathbf{s} = \mu_{t-1} + r_t \cdot \text{randn}(N, D) \quad (5)$$

Step4: 按式(6)进行边界处理:

$$s_{ij} = \begin{cases} k \cdot (u_j - l_j) + l_j, & s_{ij} < l_j \\ s_{ij}, & l_j \leq s_{ij} \leq u_j \\ k \cdot (u_j - l_j) + l_j, & s_{ij} > u_j \end{cases} \quad (6)$$

其中, k 为均匀分布随机数, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, D$.

Step5: 根据目标函数求出每个候选解的适应度值, 选择最优候选解 $\mathbf{s}_{best} \in \{\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_N\}$ 和最优适应度值 f_{best} .

Step6: 比较最优候选解与中心点, 如果 f_{best} 优于 g_{best} , 则 $g_{best} = f_{best}, \mu_t = \mathbf{s}_{best}$; 否则 g_{best} 不变, $\mu_t = \mu_{t-1}$.

Step7: 判断是否满足迭代次数, 若是, 则输出结果; 否则, 转 Step2 继续下轮迭代.

3 改进算法 FDVSA

3.1 引入流场吸引流动机制

在流体动力学中,涡流边缘部分的压强总是大于涡流中心的压强,形成了一种压强差,导致涡流中的流体不断被涡流中心点吸引.但涡流中的流体并不仅仅受到涡流中心点的吸引力,同时也会受到其他方向上的压强影响而做出运动.根据以上原理,本文将引入流场吸引流动机制,对算法做进一步的完善和改进.

基本 VSA 中的式(5)产生候选解后,将每个候选解的适应度值作为压强进行参考,并按照 $1, 2, \dots, N$ 的顺序记录标记点,标记点记录了 N 个候选解分别对应的历史最小压强 λ 及其位置 η . 然后依次对当前候选解的压强与标记点的压强进行对比,若当前候选解压强更小,则更新该序号对应的标记点记录,否则候选解受标记点吸引进行流动,如式(7)所示:

$$s'_{i,j} = s_{i,j}(t) + a_i \cdot k \cdot (\eta_{i,j} - s_{i,j}(t)) \quad (7)$$

其中, $s'_{i,j}(t)$ 为候选解 i 受压强影响流动后在第 j 维空间的位置, a_i 由式(4)计算, $\eta_{i,j}$ 为候选解 i 对应的标记点在第 j 维空间的位置.

最后,若流动后产生的 s'_i 对应的压强小于 λ_i , 则更新标记点 η_i 及压强 λ_i , 吸引流动阶段的伪代码如算法 1 所示.

算法 1 吸引流动阶段

```

输入:  $N, D, T$ 
FOR  $i = 1:N$ 
  IF  $f(s_i) < \lambda_i$ 
     $\lambda_i = f(s_i)$ 
     $\eta_i = s_i$ 
  ELSE
    依据式(7)进行位置移动
    对  $s'_i$  进行边界处理
    计算  $s'_i$  的适应度值
    IF  $f(s'_i) < \lambda_i$ 
       $\lambda_i = f(s'_i)$ 
       $\eta_i = s'_i$ 
    END IF
  END IF
   $s_i = s'_i$ 
END IF
END FOR
输出:  $s$ 

```

利用涡流流场中不同位置存在压强差的原理,通过记录标记点并产生吸引作用,使候选解除了在当前半径内随机扩散外,同时也具备了跳出半径区间向其他区域更好解探索的可能,从而提升了候选解在每一代中的搜索质量和多样性.

3.2 引入逐维半径更新策略

由式(5)可以看出, VSA 的候选解在各维上的位置是基于高斯分布随机数矩阵乘以一个迭代缩小的统一半径而产生的,但对于复杂的高维问题,半径在所有维度上的一致性收缩会导致算法缺乏多样性,在某些维度上不能得到充分搜索而陷入局部最优.对此,本文在 FDVSA 中引入逐维半径更新策略,算法对当前最优解的每一维空间进行一次步长试探,试探成功后,以该维度空间上的这一步长作为下一代的该维半径,以提高候选解在不同维度上搜索半径的有效性.对每一维当前最优解进行步长试探的公式为

$$p_j = \alpha \times r_j \quad (8)$$

$$s'_{\text{best}}(j) = s_{\text{best}}(j) + p_j \quad (9)$$

其中, p_j 为第 j 维的试探步长, $s_{\text{best}}(j)$ 为当前最优解的第 j 维, α 为区间 $(-\infty, +\infty)$ 上服从拉普拉斯分布的随机数,产生方式如下:

$$\alpha = \begin{cases} a - b \ln(R), & R \leq 0.5 \\ a + b \ln(R), & R > 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

其中, R 为区间 $(0, 1)$ 上的均匀分布随机数, a 和 b 分别为位置参数和尺度参数,分别取 $a = 0, b = 1$.

逐维半径更新策略的伪代码如算法 2 所示.

算法 2 逐维半径更新策略

```

输入:  $N, D, T$ 
FOR  $j = 1:D$ 
  由式(8)、(9)更新  $s_{\text{best}}$  的第  $j$  维,从而得到新的  $s'_{\text{best}}$ 
  对  $s'_{\text{best}}$  进行边界处理
  计算  $s'_{\text{best}}$  的适应度值
  IF  $f(s'_{\text{best}}) < g_{\text{best}}$ 
     $s_{\text{best}} = s'_{\text{best}}$ 
     $g_{\text{min}} = f(s'_{\text{best}})$ 
     $r_j = p_j$ 
  ELSE
     $r_j$  由式(3)更新
  END IF
END FOR
输出:  $r$ 

```

通过对当前最优解的逐维试探,使各维解空间上的半径都能保持在一个值得探索的区间内,且算法在不同维度上能够更有目的地产生候选解,从而提高了候选解的整体质量,并能够有效避免算法在一些维度陷入局部最优,使半径的更新更加合理有效.

3.3 中心点位置更新的领导层决策机制

为了使算法的中心点可以更有效地为候选解的产生提供参考,本文将领导层决策机制引入到对中心点位置的更新之中,从而增强中心点产生策略的活跃性和多样性,更好地引导候选解的产生,降低算法陷入局

部极值区域的可能. 新的中心点位置公式更新如下:

$$\mu_t = \frac{(s_{\text{first}} + s_{\text{second}} + s_{\text{third}})}{3} \quad (11)$$

其中, s_{first} 、 s_{second} 和 s_{third} 分别为第 t 代中适应度值前三的候选解, 若 μ_t 的某一维超出边界, 则进行超界归一处理, 取该维度的边界位置.

这样选取的中心点, 因为每次都设置在上一代三个最优候选解所包围的质心处, 所以在下一代搜索时就会倾向于对这三个位置所在区域给予更多地探索, 有效避免在全局搜索时对全局最优解所在区域搜索不充分而陷入局部最优的问题, 从而提升算法整体的求解效果及稳定性.

综上所述, 结合以上三种机制的本文算法 FDVSA 的伪代码如算法 3 所示.

算法 3 FDVSA

输入: N 、 D 、 T

设置全局最优值 $g_{\text{best}} = \text{inf}$

设置所有初始标记点压强 $\lambda_i = \text{inf}$, $i = 1, 2, \dots, N$

由式(1)设置初始涡流中心点 $\mu(0)$ 位置

由式(2)计算空间半径因子 σ_0

由式(3)产生初始涡流半径 $r_j(0)$, $j = 1, 2, \dots, D$

$t = 1$

WHILE($t \leq T$)

由式(5)产生候选解 s_i 的位置

对 s_i 进行边界处理

计算所有候选解 s_i 的适应度值

由算法 1 更新候选解及标记点位置

更新全局最优解 s_{best} 的位置和对应的最优值 g_{min}

由算法 2 更新各维半径 $r_j(t)$ 及当前最优解 s_{best}

由式(11)更新中心点位置

对中心点进行超界归一处理

$t = t + 1$

END WHILE

输出: 寻优结果

4 仿真结果及对比分析

为了全面验证 FDVSA 算法在应对高维函数全局优化问题时的求解性能, 本文采用近几年最具权威性的 CEC2017 测试集套件, 将 FDVSA 算法与 VSA 及其有效改进算法: VSA^[3]、基于混沌和莱维飞行的改进涡流搜索算法 (Improved Vortex Search Algorithm based on chaos and levy flight, I-VSA)^[10]、基于混沌的涡流搜索算法 (Chaos-based Vortex Search Algorithm, CVSA)^[11]; 其他有影响力的新兴基本算法: WOA^[1]、正弦余弦算法 (Sine Cosine Algorithm, SCA)^[12]、HHO^[2]; 其他性能优越的智能优化改进算法: 基于非线性的混沌哈里斯鹰算法 (Nonlinear-based Chaotic Harris Hawks Optimizer, NCHHO)^[13]、记忆引导正弦余弦算法 (Memory Guided

Sine Cosine Algorithm, MGSCA)^[14]、综合学习向量粒子群算法 (Comprehensive Learning Phasor Particle Swarm Optimization, CLPPSO)^[15] 进行比较.

CEC2017 测试集套件中包含 30 个函数, 其中 $f_1 \sim f_3$ 为单峰函数, $f_4 \sim f_{10}$ 为多峰函数, $f_{11} \sim f_{20}$ 为混合函数, $f_{21} \sim f_{30}$ 为组合函数^[16]. 为确保整个实验的公平性, 所有测试算法均在相同条件下运行, 运行环境为 Window10、编程环境为 Matlab R2019b. 仿真实验中, 所有算法的最大迭代次数、种群规模和空间维度都保持一致, 即 Max_iter = 1 000, $N = 50$, $D = 100$, 且所有测试算法的参数设置都与各自算法的源文献和源代码取值相同.

4.1 寻优精度分析

下面本文将展示 CEC2017 测试集中单峰函数 f_1 、多峰函数 f_8 、混合函数 f_{15} 、组合函数 f_{30} 这 4 个不同类型函数的测试结果, 而其余函数的求解相对简单且效果与表中类似, 不再一一赘述. 表 1 统计了 10 种算法对于不同测试函数, 在 100 维条件下, 各自独立运行 30 次的最佳值、平均值和方差.

由表 1 的实验结果可以看出, 在 100 维条件下, 本文提出的 FDVSA 算法在 4 种类型函数上的最佳值、平均值和方差均优于其他 9 种不同类型的代表性对比算法, 展现出十分优越的寻优性能及稳定性, 充分说明 FDVSA 很好地解决了 VSA 算法在面对高维复杂函数优化问题时容易陷入局部最优和不稳定的问题, 有着明显可见的优越性.

4.2 收敛曲线分析

为了更好地观察 FDVSA 算法与上述 9 种对比算法的收敛趋势, 分析各算法的收敛速度和摆脱局部极值的能力, 上述 4 个函数的收敛曲线图如图 1 所示.

图 1 清晰地展现了 10 种算法求解 f_1 、 f_8 、 f_{15} 、 f_{30} 这 4 个复杂函数时在迭代过程中适应度值的变化趋势. 对于这 4 个函数, 本文提出的 FDVSA 算法的收敛曲线从迭代开始到结束, 一直保持较快的收敛速度, 始终领先于另外 9 种算法, 最终的收敛精度也远高于其他对比算法, 展现出十分优越的整体寻优性能.

4.3 可扩展性测试

为了验证 FDVSA 在大规模优化问题上的可扩展性, 下面将本文提出的 FDVSA 算法以及上述各类对比算法在 CEC2010 大规模全局优化测试集套件上进行可扩展性测试.

IEEE CEC2010 是针对大规模全局优化问题而提出的测试集套件, 套件中将函数分为三种类型, 分别是可分离函数 ($f_1 \sim f_3$)、部分可分离函数 ($f_4 \sim f_{18}$) 和完全不可分离函数 (f_{19}, f_{20})^[17]. 因篇幅限制下面只讨论可分离函数 f_2, f_3 , 部分可分离函数 f_{12}, f_{18} , 完全不可分离函数 f_{19}, f_{20} 共 6 个函数. 其他函数的测试结果与之类似, 不再赘述.

表 1 10种算法求解 CEC2017 测试集套件的测试结果

函数	算法	最佳值	平均值	方差	函数	算法	最佳值	平均值	方差
f_1	FDVSA	1.071E+02	3.160E+03	9.757E+06	f_8	FDVSA	8.667E+02	8.881E+02	1.304E+02
	VSA	2.229E+06	5.482E+06	8.232E+12		VSA	1.292E+03	1.446E+03	1.131E+04
	I-VSA	2.968E+11	2.968E+11	1.541E-08		I-VSA	2.736E+03	2.736E+03	1.925E-24
	CVSA	1.687E+06	5.071E+06	4.743E+12		CVSA	1.236E+03	1.463E+03	1.854E+04
	WOA	2.877E+10	3.885E+10	5.653E+19		WOA	2.098E+03	2.244E+03	8.808E+03
	HHO	1.197E+09	2.623E+09	3.874E+17		HHO	1.891E+03	2.014E+03	3.977E+03
	SCA	1.748E+11	1.950E+11	1.613E+20		SCA	2.241E+03	2.342E+03	3.844E+03
	MGSCA	8.060E+10	1.050E+11	2.251E+20		MGSCA	1.684E+03	1.840E+03	8.719E+03
	NCHHO	1.635E+11	1.964E+11	2.343E+20		NCHHO	2.326E+03	2.406E+03	2.491E+03
	CLPPSO	2.868E+09	3.733E+09	2.263E+17		CLPPSO	1.722E+03	1.814E+03	2.091E+03
f_{15}	FDVSA	1.889E+03	6.771E+03	3.144E+07	f_{30}	FDVSA	5.190E+04	1.407E+05	6.259E+09
	VSA	2.741E+04	6.645E+04	6.713E+08		VSA	2.043E+07	8.912E+07	2.725E+15
	I-VSA	2.134E+10	3.405E+10	1.742E+19		I-VSA	3.618E+10	5.324E+10	5.513E+19
	CVSA	2.577E+04	5.895E+04	6.467E+08		CVSA	2.375E+07	8.030E+07	9.484E+14
	WOA	5.204E+06	2.026E+07	1.762E+14		WOA	1.187E+08	8.907E+08	1.295E+17
	HHO	1.426E+06	3.066E+06	9.777E+11		HHO	4.701E+07	1.059E+08	2.438E+15
	SCA	1.768E+09	4.546E+09	1.897E+18		SCA	7.409E+09	9.768E+09	2.196E+18
	MGSCA	7.720E+06	5.347E+08	3.629E+17		MGSCA	2.413E+08	1.224E+09	4.153E+17
	NCHHO	6.234E+09	1.190E+10	8.412E+18		NCHHO	1.326E+10	2.235E+10	1.562E+19
	CLPPSO	2.273E+05	2.017E+06	2.624E+12		CLPPSO	2.349E+07	4.415E+07	2.214E+14

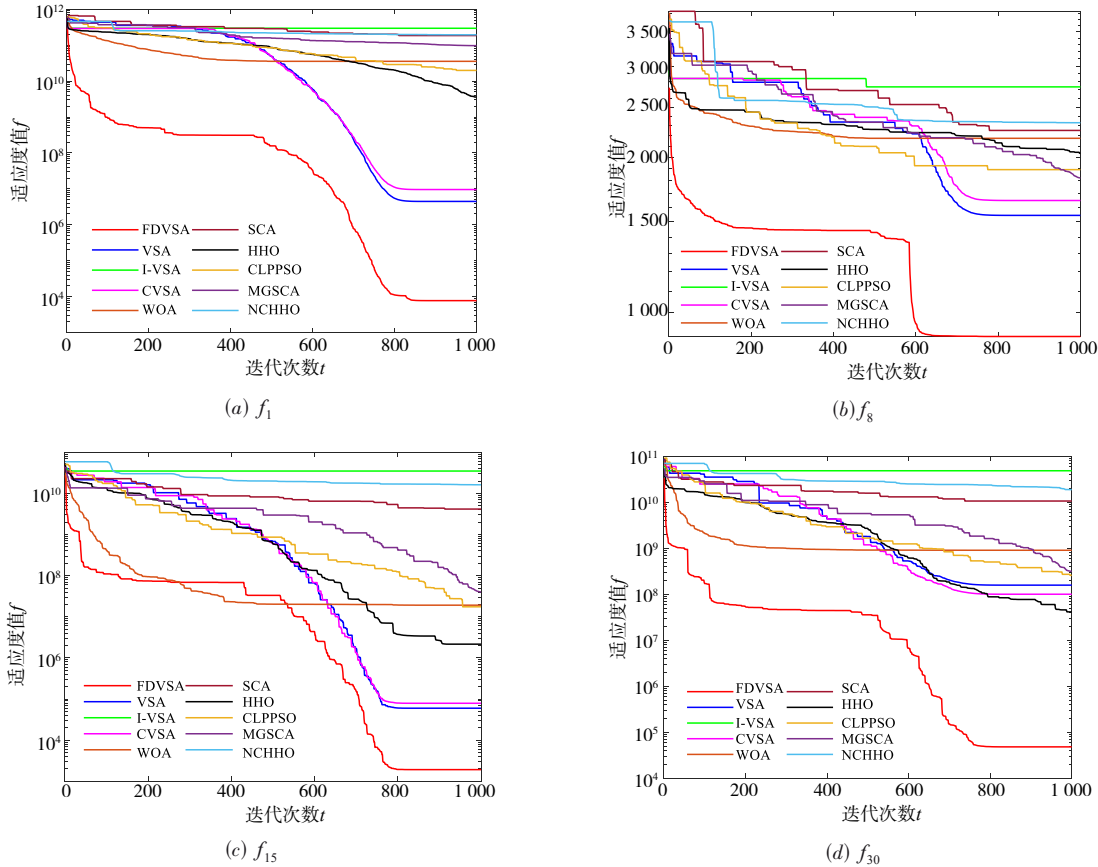


图 1 10种算法在 CEC2017 测试集套件上的收敛曲线对比图

表 2 统计了 10 种算法在 CEC2010 测试集所规定的 1 000 维条件下,各自独立运行 30 次得到寻优结果的最佳值、平均值和方差.

表 2 10 种算法求解 CEC2010 测试集套件的测试结果

函数	算法	最佳值	平均值	方差	函数	算法	最佳值	平均值	方差
f_2	FDVSA	2.985E+00	7.131E+00	6.492E+00	f_3	FDVSA	1.178E-05	4.738E-05	6.009E-10
	VSA	1.378E+04	1.485E+04	1.595E+05		VSA	2.081E+01	2.091E+01	1.443E-03
	I-VSA	1.678E+04	1.700E+04	3.701E+03		I-VSA	2.103E+01	2.103E+01	4.560E-09
	CVSA	1.224E+04	1.269E+04	2.938E+04		CVSA	2.052E+01	2.057E+01	6.166E-04
	WOA	1.372E+04	1.443E+04	8.519E+04		WOA	2.069E+01	2.085E+01	4.906E-03
	HHO	1.616E+04	1.649E+04	2.631E+04		HHO	2.082E+01	2.089E+01	1.416E-03
	SCA	1.682E+04	1.737E+04	7.970E+04		SCA	2.106E+01	2.114E+01	1.286E-03
	MGSCA	1.485E+04	1.523E+04	3.043E+04		MGSCA	2.080E+01	2.087E+01	1.426E-03
	NCHHO	1.607E+04	1.648E+04	2.263E+04		NCHHO	2.085E+01	2.091E+01	5.960E-04
	CLPPSO	1.408E+04	1.457E+04	3.556E+04		CLPPSO	2.080E+01	2.086E+01	6.758E-04
f_{12}	FDVSA	1.482E+05	1.762E+05	2.184E+08	f_{18}	FDVSA	2.341E+03	2.238E+04	1.814E+08
	VSA	3.829E+06	4.253E+06	9.353E+10		VSA	5.362E+11	6.616E+11	5.321E+21
	I-VSA	1.960E+07	2.630E+07	8.312E+12		I-VSA	1.473E+12	1.473E+12	2.466E-07
	CVSA	3.839E+06	4.207E+06	5.402E+10		CVSA	3.889E+11	4.397E+11	7.971E+20
	WOA	1.432E+07	1.890E+07	6.289E+12		WOA	8.564E+11	8.943E+11	5.305E+20
	HHO	4.425E+06	5.371E+06	3.329E+11		HHO	3.946E+11	4.391E+11	6.340E+20
	SCA	1.035E+07	1.273E+07	1.261E+12		SCA	1.785E+12	2.129E+12	3.260E+22
	MGSCA	3.732E+06	4.304E+06	1.261E+11		MGSCA	1.073E+12	1.133E+12	1.030E+21
	NCHHO	1.330E+07	1.661E+07	2.220E+12		NCHHO	1.273E+12	1.309E+12	3.072E+20
	CLPPSO	6.683E+06	7.753E+06	1.620E+11		CLPPSO	1.011E+12	1.125E+12	2.266E+21
f_{19}	FDVSA	2.965E+06	3.557E+06	1.253E+11	f_{20}	FDVSA	9.873E+02	1.130E+03	8.962E+04
	VSA	1.200E+07	1.570E+07	3.960E+12		VSA	6.553E+11	7.810E+11	3.911E+21
	I-VSA	1.044E+07	1.448E+07	1.045E+13		I-VSA	1.644E+12	1.644E+12	0.000E+00
	CVSA	1.168E+07	1.465E+07	2.769E+12		CVSA	4.752E+11	5.351E+11	8.306E+20
	WOA	6.992E+07	2.378E+08	8.467E+15		WOA	9.231E+11	1.029E+12	1.485E+21
	HHO	2.352E+07	4.479E+07	1.478E+14		HHO	4.848E+11	5.285E+11	5.144E+20
	SCA	3.904E+07	5.454E+07	7.163E+13		SCA	1.866E+12	2.253E+12	5.252E+22
	MGSCA	9.474E+06	1.215E+07	2.035E+12		MGSCA	1.202E+12	1.283E+12	9.463E+20
	NCHHO	7.345E+07	1.935E+08	4.880E+15		NCHHO	1.439E+12	1.489E+12	5.729E+20
	CLPPSO	3.631E+07	4.222E+07	9.912E+12		CLPPSO	1.167E+12	1.298E+12	2.747E+21

由表 2 的统计数据可以清晰地看出,FDVSA 的最佳值和平均值都是 10 种算法中最优的,且 FDVSA 算法的求解精度均领先其他对比算法多个数量级.在算法的稳定性方面,FDVSA 在 f_{18} 和 f_{20} 上的方差不如 IVSA 算法而优于其他 8 种对比算法.且在另外 4 个函数上的方差均是 10 种算法中最优的.有效证明了 FDVSA 算法在处理大规模全局优化问题时仍保持着良好的可扩展性和非常显著的求解优势.

5 结论

本文提出了一种动态涡流搜索算法,用于解决大规模复杂优化问题.该算法使用三种改进策略增强了对于局部极值的摆脱能力,尤其是提高了算法在高维

复杂问题上的收敛速度和寻优精度.并与其他具有代表性的对比算法在高维复杂测试集 CEC2017 及大规模全局优化测试集 CEC2010 上的对比实验,验证了本文算法改进的有效性.在今后的研究中,会将本文算法应用到一些实际的大规模复杂工程问题中,同时也会进一步改进涡流搜索算法的寻优机制和性能,以处理更大规模、更加复杂的优化问题.

参考文献

[1] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
 [2] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris

- hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [3] DOĞAN B, ÖLMEZ T. A new metaheuristic for numerical function optimization: Vortex Search algorithm[J]. Information Sciences, 2015, 293: 125-145.
- [4] ALI W, QYYUM M A, QADEER K, et al. Energy optimization for single mixed refrigerant natural gas liquefaction process using the metaheuristic vortex search algorithm[J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 129: 782-791.
- [5] RAMLI M A M, BOUCHEKARA H R E H. Estimation of solar radiation on PV panel surface with optimum tilt angle using vortex search algorithm[J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12(10): 1138-1145.
- [6] SAĞ T, JALIL Z A J. Vortex search optimization algorithm for training of feed-forward neural network[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2021, 12(5): 1517-1544.
- [7] YADAV S, YADAV R, KUMAR A, et al. Design of optimal two-dimensional FIR filters with quadrantly symmetric properties using vortex search algorithm[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2020, 29(10): 2050155.
- [8] ÖZKIŞ A, BABALIK. A novel metaheuristic for multi-objective optimization problems: The multi-objective vortex search algorithm[J]. Information Sciences, 2017, 402: 124-148.
- [9] 李盼池, 卢爱平. 量子衍生涡流搜索算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(6): 990-996.
LI P C, LU A P. Quantum-inspired vortex search algorithm [J]. Control and Decision, 2016, 31(6): 990-996. (in Chinese)
- [10] LI X, NIU P F, LIU J P. Combustion optimization of a boiler based on the chaos and Levy flight vortex search algorithm[J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 58: 3-18.
- [11] TOZ M. Chaos-based vortex search algorithm for solving inverse kinematics problem of serial robot manipulators with offset wrist[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89: 106074.
- [12] MIRJALILI S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-based Systems, 2016, 96: 120-133.
- [13] DEHKORDI A A, SADIQ A S, MIRJALILI S, et al. Non-linear-based chaotic Harris hawks optimizer: algorithm and internet of vehicles application[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109: 107574.
- [14] GUPTA S, DEEP K, ENGELBRECHT A P. A memory guided sine cosine algorithm for global optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 93: 103718.
- [15] GHASEMI M, AKBARI E, RAHIMNEJAD A, et al. Phasor particle swarm optimization: a simple and efficient variant of PSO[J]. Soft Computing, 2019, 23(19): 9701-9718.
- [16] WU G, MALLIPEDDI R, SUGANTHAN P N. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2017 Competition on Constrained Real-Parameter Optimization [R]. San Sebastian: IEEE, 2017.
- [17] TANG K, LI X, SUGANTHAN P N, et al. Benchmark Functions for the CEC 2010 Special Session and Competition on Large-Scale Global Optimization[R]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009.

作者简介



刘景森 男, 1968年1月出生于河南省开封市. 现为河南大学软件学院教授、硕士生导师. 主要研究方向为智能算法、优化控制和网络安全等.

E-mail: ljs@henu.edu.cn



李浩然 男, 1996年9月出生于河南省开封市. 现为河南大学软件学院硕士研究生. 主要研究方向为智能算法.

E-mail: lhr@henu.edu.cn



李煜(通讯作者) 女, 1969年1月出生于河南省开封市. 现为河南大学商学院教授, 硕士生导师. 主要研究方向为智能算法和电子商务等.

E-mail: leey@henu.edu.cn



周欢 女, 1990年9月出生于河南省商丘市. 现为河南大学商学院教师. 主要研究方向为风险管理和智能算法等.

E-mail: zhouhuan@henu.edu.cn