

引用格式:王涛,Ryad Chellali. 非线性权重和收敛因子的鲸鱼算法[J]. 微电子学与计算机,2019,36(1):11-15. [WANG T, Ryad Chellali. Whale Optimization Algorithm with Nonlinear Weight and Convergence Factor[J]. Microelectronics & Computer,2019,36(1):11-15.]

非线性权重和收敛因子的鲸鱼算法

王 涛,Ryad Chellali

(南京工业大学 电气工程与控制科学学院,江苏 南京 211816)

摘 要: 针对鲸鱼优化算法收敛速度慢,收敛精度低等问题,提出一种基于非线性收敛因子和惯性权重的鲸鱼优化算法.首先使用改进后的 Logistic 混沌映射来初始化种群,增加种群多样性.然后将线性变化的收敛因子改进为一种分段式非线性收敛因子,同时增加了非线性惯性权重来增强算法的勘探和开发能力.最后选取 7 个基准函数进行测试,实验表明改进后算法收敛速度快、精度高.

关键词: 鲸鱼优化算法;非线性收敛因子;非线性惯性权重;logistic 混沌映射;勘探;开发

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)01-0011-05

Whale Optimization Algorithm with Nonlinear Weight and Convergence Factor

WANG Tao, Ryad Chellali

(College of Electrical Engineering and Control Science, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: To overcome the problems of slow convergence, slow accuracy of the standard whale optimization algorithm, a nonlinear weight and a nonlinear convergence factor in whale optimization algorithm is proposed. Firstly, the improved Logistic chaotic mapping is applied to initial population. Then the linearly variable convergence factor is improved to a piecewise nonlinear convergence factor. At the same time, nonlinear inertia weights are added to enhance the exploration and exploitation capabilities of the whale optimization algorithm. Finally, seven benchmark functions are selected for testing. Experiments show that the improved algorithm has fast convergence and high precision.

Key words: whale optimization algorithm; nonlinear convergence factor; nonlinear inertia weight; logistic chaotic map; exploration; exploitation

1 引言

元启发式算法由于易实现、可避免陷入局部最优等优点被运用到各学科或工程问题中.作为元启发式算法的一个热点方向,群体智能算法通过不断迭代更新种群来获得最优解.如今有许多群体智能算法:如粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)、鸡群算法(Chicken Swarm Optimization,

CSO)、抹香鲸算法(Sperm whale algorithm, SWA)、灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)等算法及其改进算法不断提出.

2016 年 Mirjalili 等人^[1]通过模仿座头鲸气泡网狩猎策略提出了鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA).气泡网狩猎策略包括搜索猎物的全局勘探,收缩包围机制、螺旋更新位置的局部开发.目前该算法已经被运用到图像分割^[2-3]、优化选址^[4]、故障诊断^[5]等方面并取得不错效果.同时

一些研究者改进了该算法,如 Trivedi 等人^[6]通过迭代次数和最优和最差适应度值来自适应更新种群位置. Kaveh 等人^[7]通过设置概率阈值增加了勘探更新公式. Oliva 等人^[8]使用混沌映射来优化鲸鱼算法的内部参数. 刘竹松等人^[9]将灰狼算法中的信息交流强化机制和正余混沌双弦机制来改进算法. 牛培峰等人^[10]通过反向学习算法和线性权重增强了局部开发能力.

为提高鲸鱼算法收敛速度和精度,本文提出一种基于非线性收敛因子和惯性权重的鲸鱼优化算法.

2 基本鲸鱼优化算法

2.1 收缩包围机制

当座头鲸发现猎物后,若随机概率 p 小于 0.5 且系数向量 $\vec{A}$ 的模小于 1,那么就采用收缩包围机制接近猎物,更新鲸鱼位置公式为:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (1)$$

$$\vec{D} = |\vec{C} \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (2)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (4)$$

$$a(t) = 2 - 2t/\text{max_iter} \quad (5)$$

式中, $\vec{X}(t+1)$ 为更新后的位置; $\vec{X}^*(t)$ 是第 t 次迭代中的当前最优解; $\vec{D}$ 表示最优解和鲸鱼个体的差距; 运算符 $||$ 表示绝对值; 系数向量 $\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 可以确保搜索到最优解附近的随机位置; $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 是 0 到 1 的随机数; a 在迭代中从 2 线性递减到 0; max_iter 是最大迭代次数.

2.2 螺旋更新位置

当座头鲸发现猎物后,若随机概率 p 不小于 0.5,那么就进行螺旋方式靠近猎物,其公式为:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (6)$$

$$\vec{D}' = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (7)$$

$$l = (-2 - t/\text{max_iter}) \cdot \vec{r}_3 + 1 \quad (8)$$

式中, $\vec{D}'$ 表示鲸鱼个体到当前最优解的距离; b 代表对数螺旋形状,取常数 1; $\vec{r}_3$ 是 0 到 1 的随机数.

2.3 随机搜索猎物

以上都是鲸鱼算法局部搜索策略,同时当随机概率 p 小于 0.5 且系数向量 $\vec{A}$ 的模不小于 1 时,鲸鱼算法还会随机选择当前种群中某个鲸鱼位置进行全局勘探:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (9)$$

$$\vec{D}' = |\vec{C} \vec{X}_{\text{rand}}(t) - \vec{X}(t)| \quad (10)$$

式中, $\vec{X}_{\text{rand}}(t)$ 是第 t 次迭代中随机选取的鲸鱼个体; $\vec{D}'$ 表示鲸鱼个体到所选鲸鱼 $\vec{X}_{\text{rand}}(t)$ 的距离.

3 改进鲸鱼优化算法

3.1 改进的 Logistic 映射初始化种群

初始化种群的多样性很大程度上会影响群体智能算法的收敛速度和精度,而基本鲸鱼算法采用随机方式初始化种群,并不能保证种群多样性. 混沌映射具有遍历性和随机性等特点. Logistic 映射计算量小,易实现. 为使种群分布更加均匀,采用文献[11]改进后的 Logistic 映射:

$$x_{n+1} = \begin{cases} 4x_n(1-x_n) & \\ \frac{1}{2} - \sqrt{\frac{1}{4} - \frac{[\mu/4]}{\mu}} \leq x_n \leq \frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} - \frac{[\mu/4]}{\mu}} & \\ 1 - \mu x_n(1-x_n) & \text{others} \end{cases} \quad (11)$$

式中,控制参数 μ 为 (0, 6) 上随机数. 本文将引入改进的 Logistic 映射的鲸鱼算法定义为 LWOA.

3.2 非线性收敛因子

在基本鲸鱼算法中系数向量 $\vec{A}$ 平衡着全局勘探和局部开发能力,而其中因子 a 是在迭代中呈线性递减,就这无法完全适应在迭代中实际情况. 由此希望迭代前期 a 值较大以增强全局勘探能力且递减速度较快,而后期 a 值较小且递减速度慢,以实现前期快速收敛,提高后期收敛精度. 实验发现单纯采用一种对数形式表达方式会导致后期收敛过慢,陷入局部最优. 于是采用分段表达式防止后期收敛慢,陷入局部最优,则改进后的非线性收敛因子公式如下:

$$a(t) = \begin{cases} 2 + \log_{0.469}^t + \ln^t & t \leq [0.7\text{max_iter}] \\ 3^{\frac{\text{max_iter}-t}{\text{max_iter}}} - 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中, t 为当前迭代次数; 0.469 和 0.7 为多次实验后取值系数. 本文将引入 Logistic 映射和非线性收敛因子的鲸鱼算法定义为 CLWOA.

3.3 非线性惯性权重

在粒子群算法中较大惯性权重可以提高粒子勘探能力,而较小惯性权重可增强局部搜索能力,实现快速收敛,提高收敛精度. 由此将粒子群算法中的惯性权重思想引入到在鲸鱼算法中,以实现更好的全

局搜索和局部开发能力. 一般惯性权重多为线性变化,这种线性惯性权重无法较好适应在迭代中实际情况,因此本文提出一种非线性变化的惯性权重:

$$\tau w(t)=0.01\times(2^{\frac{\max_iter-t}{\max_iter}}-1)$$

(13)

式中, t 为当前迭代次数; 0.01 为多次实验后取值权重系数. 权重将随着迭代次数增加而非线性减少. 将上式(13) 分别代入式(1)、(6) 和(9),得到如下改进后位置更新公式:

$$\vec{X}(t+1)=\begin{cases}\vec{w}(t)\cdot\overrightarrow{X^*}(t)-\vec{A}\cdot\vec{D} & p<0.5\text{ 且 }|\vec{A}|<1 \\ \vec{D}\cdot e^{it}\cdot\cos(2\pi t)+\vec{w}(t)\cdot\overrightarrow{X^*}(t) & p\geqslant 0.5 \\ \vec{w}(t)\cdot\overrightarrow{X_{\text{rand}}}(t)-\vec{A}\cdot\vec{D} & p<0.5\text{ 且 }|\vec{A}|\geqslant 1\end{cases}$$

(14)

表 1 基准函数

基准函数	维度	范围	最小值
$F_1(x)=\sum_{i=1}^nx_i^2$	30	$[-100,100]$	0
$F_2(x)=\sum_{i=1}^n x_i +\prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10,10]$	0
$F_3(x)=\sum_{i=1}^n(\sum_{j=1}^ix_j)^2$	30	$[-100,100]$	0
$F_4(x)=\max_i\{ x_i ,1\leqslant i\leqslant n\}$	30	$[-100,100]$	0
$F_5(x)=\sum_{i=1}^n[x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10]$	30	$[-5.12,5.12]$	0
$F_6(x)=-20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^nx_i^2}\right)-\exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\cos(2\pi x_i)\right)+20+e$	30	$[-32,32]$	0
$F_7(x)=\frac{1}{4\,000}\sum_{i=1}^nx_i^2-\prod_{i=1}^n\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1$	30	$[-600,600]$	0

本文初始化种群数目为 30,最大迭代次数为 500,同时加入标准鲸鱼算法 WOA、LWOA 和 CLWOA 进行对比实验,各算法独立运行 30 次,采

迭代前期非线性权重较大,有利于全局搜索,后期非线性权重较小有利于局部寻优. 本文将引入 Logistic 映射和非线性收敛因子和权重的鲸鱼算法定义为 WCLWOA.

4 实验与结果分析

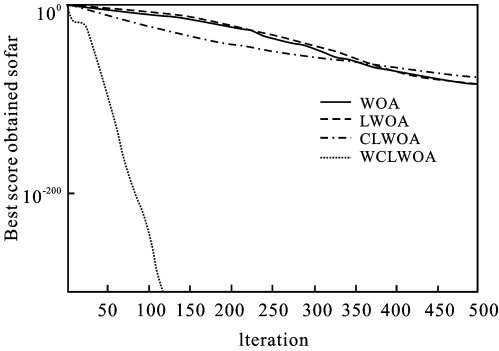
为验证本文改进的算法 WCLWOA 有效性,本文从文献[1] 中选取的 7 个基准函数分别进行仿真实验. 基准函数的信息如表 1 所示. 其中 $F_1(x)$ 到 $F_4(x)$ 为单峰基准函数用来测试局部开发能力, $F_5(x)$ 到 $F_7(x)$ 为多峰基准函数用来测试全局探勘能力.

用平均值和标准差对算法结果进行评价,实验结果如表 2 所示.

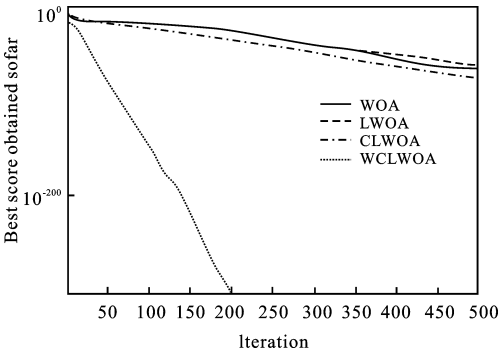
表 2 各算法测试结果

基准函数	WOA		LWOA		CLWOA		WCLWOA	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
F_1	2.924 7e-84	1.575 e-83	4.876 7e-79	2.626 2e-78	2.538 4e-78	1.367e-77	0	0
F_2	3.453 4e-56	1.859 7e-55	7.600 6e-54	4.093 1e-53	2.984 1e-69	1.607e-68	0	0
F_3	1 448.566 9	7 800.771 4	2 105.372 2	11 337.776 4	1 316.838	7 091.389 6	0	0
F_4	2.213 2	11.918 2	0.791 46	4.262 2	2.814	15.153 8	0	0
F_5	0	0	0	0	0	0	0	0
F_6	1.480 3e-16	7.971 6e-16	1.480 3e-16	7.971 6e-16	2.960 6e-17	1.594 3e-16	2.960 6e-17	1.594 3e-16
F_7	0	0	0	0	0	0	0	0

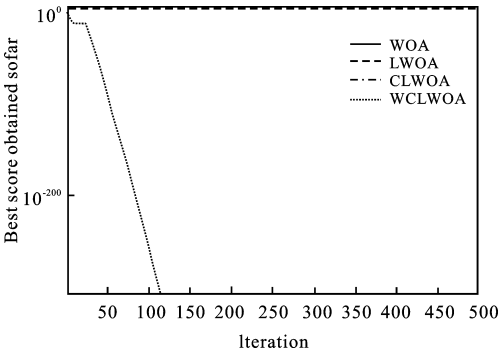
由表 2 可以看出本文提出的算法 WCLWOA 在基于函数 $F_1(x)$ 到 $F_4(x)$ 上的均值和标准差都优于其他算法. 在 $F_5(x)$ 和 $F_7(x)$ 上各算法精度都达到最优. 在 $F_6(x)$ 上 WCLWOA 和 CLWOA 精度接近, 但仍优于 WOA. 总体看来 WCLWOA 求解精度要优于其他算法. 同时本文展示了各算法收敛曲



(a) F_1 函数的收敛曲线

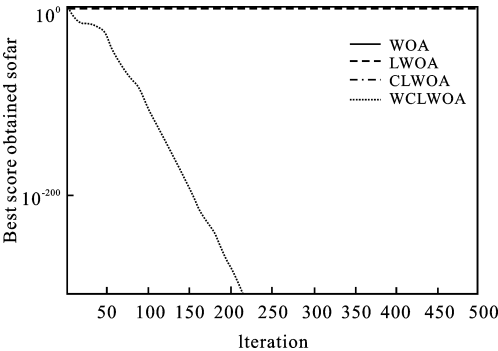


(b) F_2 函数的收敛曲线

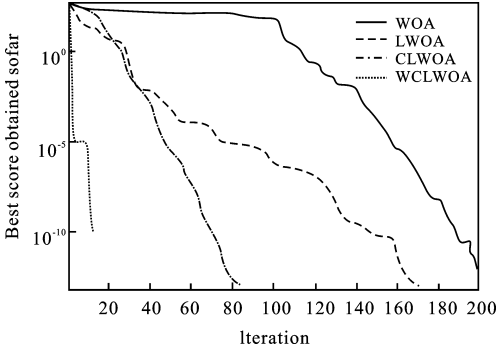


(c) F_3 函数的收敛曲线

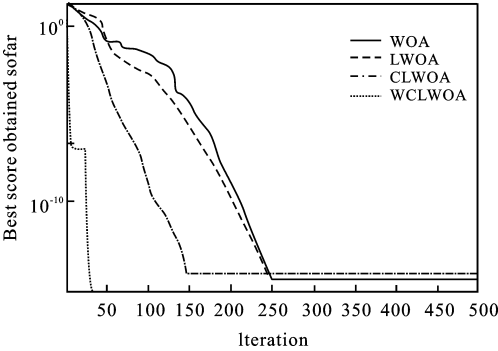
线, 来说明 WCLWOA 收敛速度, 如图 1 所示. 由收敛曲线可以看出, 在 $F_5(x)$, $F_6(x)$ 和 $F_7(x)$ 中 LWOA, CLWOA 和 WCLWOA 的收敛速度均大于标准 WOA, 证明所提出的每个部分的改进是有效的. 图 1 中 WCLWOA 在所有基准测试函数上的收敛速度均优于其他算法, 说明改进后的 WCLWOA



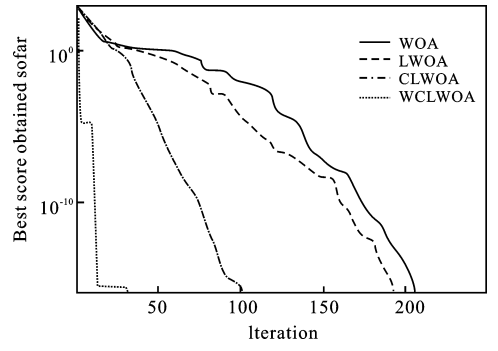
(d) F_4 函数的收敛曲线



(e) F_5 函数的收敛曲线



(f) F_6 函数的收敛曲线



(g) F_7 函数的收敛曲线

图 1 各算法在不同基准函数上的收敛曲线

具有较快的收敛速度.

5 结束语

本文在标准鲸鱼算法上采用改进后 Logistic 映射初始化种群,同时采用分段式非线性收敛因子和非线性权重来增强算法勘探和开发能力.在 7 个基准函数上和其他算法进行对比实验,实验结果表明所提出的算法收敛精度高且收敛速度快.

参考文献:

- [1] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016 (95): 51-67.
- [2] Mostafa A, Hassanien A E, Houseni M, et al. Liver segmentation in MRI images based on whale optimization algorithm[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(23): 24931-24954.
- [3] El Aziz M A, Ewees A A, Hassanien A E. Whale optimization algorithm and moth-flame optimization for multilevel thresholding image segmentation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017 (83): 242-256.
- [4] Prakash D B, Lakshminarayana C. Optimal siting of capacitors in radial distribution network using whale optimization algorithm[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2017, 56(4): 499-509.
- [5] 徐继亚,王艳,纪志成.基于鲸鱼算法优化 WKELM 的滚动轴承故障诊断[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(9):

2189-2197.

- [6] Trivedi I N, Pradeep J, Narottam J, et al. Novel adaptive whale optimization algorithm for global optimization[J]. *Indian Journal of Science and Technology*, 2016, 9(38):10. 17485/ijst/2016/v9i38/101939.
- [7] Kaveh A, Ghazaan M I. Enhanced whale optimization algorithm for sizing optimization of skeletal structures [J]. *Mechanics Based Design of Structures and Machines*, 2017, 45(3): 345-362.
- [8] Oliva D, El Aziz M A, Hassanien A E. Parameter estimation of photovoltaic cells using an improved chaotic whale optimization algorithm[J]. *Applied Energy*, 2017(200): 141-154.
- [9] 刘竹松,李生.正余混沌双弦鲸鱼优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(7): 159-163.
- [10] 牛培峰,吴志良,马云鹏,等.基于鲸鱼优化算法的汽轮机热耗率模型预测[J]. *化工学报*, 2017, 68(3): 1049-1057.
- [11] 陈志刚,梁涤青,邓小鸿,等. Logistic 混沌映射性能分析与改进[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(6): 1547-1551.

作者简介:

王 涛 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理、计算机视觉. E-mail: 781036789@. qq. com.

Ryad Chellali 男, (1964-), 法国人, 博士, 教授. 研究方向为机器人、虚拟和增强现实、机器学习等.

(上接第 10 页)

- [7] Qiao N. A reconfigurable on-line learning spiking neuromorphic processor comprising 256 neurons and 128K synapses [J]. *Front. Neurosci*, 2015, 141 (9): 1-17.
- [8] 李传东. 脉冲神经网络的忆阻器突触联想学习电路分析[J]. *重庆大学学报*, 2014, 37(7): 115-124.
- [9] Joubert A. Hardware spiking neurons design: analog or digital [C]//International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Brisbane, QLD, Australia, 2012: 11-15.
- [10] Young Jun Lee. Low power real time electronic neuron VLSI design using subthreshold technique [C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems. San Diego, La Jolla, CA, USA, 2004: 744-747.

作者简介:

程泽军 男, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为集成电路设计.

李彬鸿 男, (1983-), 博士, 副研究员. 研究方向为半导体器件和集成电路的电磁兼容性分析.

李 博 男, (1982-), 博士, 副研究员. 研究方向为集成电路辐照效应和抗辐射加固技术.

罗家俊(通讯作者) 男, (1973-), 博士, 研究员, 博士生导师. 研究方向为深亚微米集成电路低功耗设计技术、高性能深亚微米数模混合集成电路设计技术、智能功率集成电路设计技术等. E-mail: luojj@ime. ac. cn.

韩郑生 男, (1962-), 硕士, 教授, 研究员, 博士生导师. 研究方向为集成电路技术.