



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

多策略融合改进的斑马优化算法

任庆欣, 冯锋

引用本文

任庆欣, 冯锋. 多策略融合改进的斑马优化算法[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 240100203-7.

REN Qingxin, FENG Feng. Zebra Optimization Algorithm Improved by Multi-strategy Fusion[J].

Computer Science, 2024, 51(11A): 240100203-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于多策略改进的人工蜂鸟算法](#)

Artificial Hummingbird Algorithm Based on Multi-strategy Improvement

计算机科学, 2024, 51(6A): 230500079-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500079>

[基于自适应反馈调节因子的阿基米德优化算法](#)

Archimedes Optimization Algorithm Based on Adaptive Feedback Adjustment Factor

计算机科学, 2022, 49(8): 237-246. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700150>

[改进灰狼算法的无线传感器网络覆盖优化](#)

Coverage Optimization of WSN Based on Improved Grey Wolf Optimizer

计算机科学, 2022, 49(6A): 628-631. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500037>

[基于改进鲸鱼算法的无人机三维路径规划](#)

Three-dimensional Path Planning of UAV Based on Improved Whale Optimization Algorithm

计算机科学, 2021, 48(12): 304-311. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000021>

[基于高斯-柯西变异的帝国竞争算法优化](#)

Optimization of Empire Competition Algorithm Based on Gauss-Cauchy Mutation

计算机科学, 2021, 48(11A): 142-146. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201200071>

多策略融合改进的斑马优化算法

任庆欣 冯 锋

宁夏大学信息工程学院 银川 750021

(1820980600@qq.com)

摘 要 为解决斑马优化算法易陷入局部寻优、收敛速度慢等一系列问题,提出一种多策略融合改进的斑马优化算法(MSI-ZOA)。首先,利用 Tent 混沌映射产生随机序列的方式初始化种群,提高初始化种群在搜索空间的分布质量,加强全局探索能力。其次,利用莱维飞行的重尾特性,产生较大步长,增加搜索空间的覆盖率,加强在斑马优化算法(ZOA)的觅食阶段的全局探索能力。接着,使用一种双曲线余弦增强因子的正余弦优化算法,将其应用在 ZOA 算法的抵御捕食者攻击阶段,以有效挑出局部最优解,提高收敛速度。最后,使用 8 个基准函数对 MSI-ZOA 算法、ZOA 算法、秃鹰优化算法(AVOA)、人工蜂鸟算法(AHA)、大猩猩部队优化算法(GTO)、算术优化算法(AOA)和北方苍鹰优化算法(NGO)进行测试,结果表明 MSI-ZOA 算法相比其他 6 种算法在收敛速度和全局搜索能力上更具优势。

关键词 斑马优化算法; Tent 混沌映射; 莱维飞行; 双曲线余弦增强因子; 正余弦优化算法

中图分类号 TP301.6

Zebra Optimization Algorithm Improved by Multi-strategy Fusion

REN Qingxin and FENG Feng

School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China

Abstract In order to solve a series of problems of zebra optimization algorithm, such as easy to fall into local optimization and slow convergence, this paper proposes a multi-strategy fusion improved zebra optimization algorithm(MSI-ZOA). Firstly, the random sequence generated by Tent chaotic map is used to initialize the population, which improves the distribution quality of the initialized population in the search space and strengthens the global exploration ability. Secondly, taking advantage of the heavy-tailed property of Levi's flight, the search space coverage is increased, and the global exploration ability in the foraging stage of zebra optimization algorithm(ZOA) is strengthened. Next, using a sine and cosine optimization algorithm with hyperbolic cosine enhancement factor, it can effectively pick out the local optimal solution and improve the convergence speed when it is applied to the predator-resistant stage of ZOA algorithm. Finally, the MSI-ZOA algorithm, ZOA algorithm, vulture optimization algorithm(AVOA), artificial hummingbird algorithm(AHA), gorilla troop optimization algorithm(GTO), arithmetic optimization algorithm(AOA) and northern goshawk optimization algorithm(NGO) are tested on eight benchmark functions, and the results show that MSI-ZOA algorithm is superior to the other six algorithms in convergence speed and global search.

Keywords Zebra optimization algorithm, Tent chaotic mapping, Levi flight, Hyperbolic cosine enhancement factor, Sine cosine optimization algorithm

1 引言

智能优化算法是一种根据自然界或者自然生物群体的行为而进行建模的算法,其大致分为进化类算法、群智能算法和物理法则类算法等。进化算法是由生物遗传进化理论而得出,主要包括遗传算法^[1]、差分进化算法和免疫算法^[2]。群智能算法是通过模仿生物界生物行为而得出,主要包括蚁群算法^[3]、粒子群算法^[4]和人工蜂群算法^[5]等。物理法则类算法是根据物理学理论,进而通过数学建模所得,包括模拟退火算法^[6]和引力搜索算法^[7]等。

斑马优化算法(Zebra Optimization Algorithm, ZOA)是由 Trojovská 等于 2022 年提出的一种新的仿生元启发式算法^[8],属于群智能算法的一种。它的灵感源于自然界中斑马的生存行为,通过模拟斑马的觅食行为和抵御捕食者攻击的防御

策略进行寻优。与其他智能优化算法相比,该算法具有控制参数少,算法结构简单,易修改等特点。它是一种自适应的算法,可以自动调整搜索策略以适应问题的复杂性和多样性,且具有较好的收敛性和鲁棒性。在求解复杂问题过程中,在迭代前期速度极快,但在迭代的中后期,也同样存在陷入局部最优的缺点,且由于其算法特性,不易逃逸,全局搜索能力弱。

为解决上述不足,本文提出了一种融合多策略的改进斑马优化算法。首先使用 Tent 混沌策略对实验样本种群进行初始化,再将莱维飞行策略引入到斑马优化算法的觅食阶段,扩大搜索范围,最后将双曲线余弦增强因子改进的正余弦优化算法引入到斑马优化算法的抵御捕食者攻击策略阶段进行扰动。用 8 个基准测试函数对改进后的算法进行仿真实验,并对比现有的若干群智能优化算法以及单策略改进的斑马优化算法,验证所提出算法的有效性和先进性。

基金项目:宁夏重点研发计划重点项目(2022BEG02016)

This work was supported by the Major Projects of Ningxia Key Research and Development Plan(2022BEG02016).

通信作者:冯锋(feng_f@nxu.edu.cn)

2 斑马优化算法

斑马优化算法是一种模拟非洲草原野生斑马种群生物行为的算法。斑马为食草动物,以群居生活为主,在非洲草原上有着众多天敌,如狮子、鬣狗和灰狼等。在优化算法研究的层面,其最重要的生活行为是觅食行为和抵御捕食者攻击行为。在野生斑马群体中,往往会有一只体壮的先锋斑马,在觅食过程中,先锋斑马会在整个群体的前方领导其他斑马寻找水源、新鲜植物等。在遇到狮子或猎豹等大型捕食动物时,斑马种群会首先采用之字形逃跑策略;而有时面对群狼或者猎狗群时,斑马群体也会采用通过聚集防止捕食者攻击的策略。

2.1 初始化

将斑马种群映射到二维空间中,设斑马种群集合为 X 。

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,j} \\ x_{2,1} & \cdots & \cdots & x_{2,j} \\ \vdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & \cdots & x_{i,j} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, j 代表斑马种群个数, i 代表斑马个体数。每一只斑马代表一个个体,在仿真实验中,认为一群斑马中有若干个种群,每个种群有若干斑马个体。而每个个体在数学建模的过程中都具有目标函数值,设斑马的目标函数值向量为 F 。

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ \vdots \\ F_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, F_i 代表第 i 个个体的目标函数值。在每一次迭代中,会将每个种群的目标函数值最高的个体选作最优个体。根据研究场景的不同,有时也会将每个种群的最优个体的目标函数值求平均后当作一次迭代的最优值。

2.2 觅食阶段

在种群中选定先锋斑马后,先锋斑马引导其他斑马走向它在种群中的位置。位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{\text{new}} = x_{i,j} + r \times (PZ_j - I \times x_{i,j}) \quad (3)$$

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i \\ x_i, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $x_{i,j}$ 为斑马所处位置, $x_{i,j}^{\text{new}}$ 为更新后斑马所处位置。 PZ_j 为每一个种群的先锋斑马, x_i 为更新位置后的先锋斑马, F 为目标函数值。 r 为 $[0,1]$ 之间的随机数, $I \in \{1,2\}$, I 的值越高,代表种群变化越大。

2.3 抵御捕食者攻击阶段

野生斑马在草原上可能会遇到两类捕食者,假设两种情况发生的概率相同。

S_1 :狮子攻击斑马,斑马群体选择逃跑策略。

S_2 :其他捕食者(如鬣狗、灰狼等较小体型捕食者),斑马群体选择聚集或进攻策略。

位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{\text{new}} = \begin{cases} S_1 : x_{i,j} + R(2r-1)(1-\frac{t}{T})x_{i,j}, & P \leq 0.5 \\ S_2 : x_{i,j} + r(AZ_j - I * x_{i,j}), & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i \\ x_i, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

其中, p 为两种策略发生的概率大小,区间为 $[0,1]$,当 $p \leq 0.5$ 时认为发生第一种情况,否则认为发生第二种情况。 AZ_j 是被攻击斑马的位置, T 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。

R 是值为0.01的常数。

2.4 ZOA 算法流程

斑马优化算法流程如下:

Step1 设最大迭代次数为 T ,当前迭代次数为 t ,斑马种群数量为 N ,随机初始化种群。

Step2 对个别斑马位置信息剪枝,计算每个斑马个体的目标函数值,更新先锋斑马位置。

Phase1 觅食阶段

Step3 使用(3)式更新当前斑马位置,随之使用式(4)更新先锋斑马位置。

Phase2 抵御捕食者攻击阶段

Step4 当 $P \leq 0.5$ 时,使用式(5)中的 S_1 式更新斑马当前位置。

Step5 当 $P > 0.5$ 时,使用式(5)中的 S_2 式利用受攻击斑马位置计算其他斑马位置。

Step6 使用式(6)更新先锋斑马位置。

Step7 斑马位置更新结束,保存历次迭代最优解。

Step8 判断是否符合循环终止条件,若不符合则进入下一次迭代,返回 Step2。

3 多策略融合改进的斑马优化算法

3.1 引入 Tent 混沌映射初始化种群

传统的初始化种群方式常使用随机函数,这可能会使得生成的种群出现重复或者聚集现象,会很大程度上影响实验结果。Tent 混沌映射简单易实现,并且能够生成均匀分布的混沌序列^[9],避免了个体重叠现象,增加了种群的多样性,有利于迭代过程中跳出局部最优,寻找全局最优解。

在本文中,根据 Tent 混沌序列的特性,将选择较为合适的参数 a ,使得改进后的算法更优。具体算法如下:

$$G(x_n) = \begin{cases} x_n/a, & 0 \leq x_n \leq a \\ (1-x_n)/(1-a), & a \leq x_n \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, a 为控制数,不同的 a 值代表不同的混沌策略, a 通常为2,本文中设为0.5效果更佳, x_n 在 $[0,1]$ 之间。

Tent 混沌映射具有良好的分布性和随机性,可以生成 $[0,1]$ 之间的混沌序列,通过混沌序列映射到二维空间,形成初始化个体值。

3.2 莱维飞行

莱维飞行是模拟自然界个别生物的迁徙行为的随机搜索策略^[10],它具有重尾特性,可以根据实验环境的不同修改参数,产生较大的步长,进而实现探索和开发之间的平衡,在搜索过程中摆脱局部最优,增强全局搜索能力。莱维飞行的原理是基于无线方差以及无线均值的概率分布和随机过程。莱维飞行步长概率分布服从幂律衰减:

$$L(s > l) \sim l^{-\beta} \quad (8)$$

其中, s 是步长; l 是正数; β 是控制参数,本文取值在 $[0,2]$ 之间。 β 的值越小,步长越大,代表探索能力越强;步长越小,探索能力越弱。莱维飞行的步长公式为:

$$s = \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} \quad (9)$$

其中: $\mu \sim N(0, \sigma^2)$, $v \sim N(0, \sigma^2)$, σ 为:

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\beta \times \frac{\pi}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\beta+1}{2}\right) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (10)$$

在本文中,莱维飞行被引入到斑马优化算法的觅食阶段,

使得种群中每个个体能够更好地兼顾局部寻优和全局探索。改进后的算法如下:

$$x_{i,j}^{\text{new}} = x_{i,j} + r \times (PZ_j - I \times x_{i,j}) \times L(\beta) \quad (11)$$

种群中其他斑马会根据先锋斑马位置更新自己的位置,引入莱维飞行后,位置信息更具有随机性。

3.3 融合双曲线余弦增强因子的正余弦优化算法

正余弦算法(Sine Cosine Algorithm, SCA)是一种利用正弦和余弦函数的波动性和周期性来实现全局探索和局部寻优的优化算法^[11-13]。该算法结构简单,参数较少,易于实现。SCA 优化实现主要分为全局探索和局部寻优两个阶段,在全局探索时,可以产生较大的步长,在局部寻优时可以产生较小步长,而 SCA 算法通过参数 r_1 来实现两种搜索方式的转换。SCA 优化算法的位置更新如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + r_1 \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot x_{i,j}^{\text{best}} - x_{i,j}^t|, & r_4 > 0.5 \\ x_{i,j}^t + r_1 \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot x_{i,j}^{\text{best}} - x_{i,j}^t|, & r_4 < 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $x_{i,j}^t$ 是第 t 次迭代的第 j 个种群的第 i 个个体位置, $x_{i,j}^{t+1}$ 为更新后的个体位置, $x_{i,j}^{\text{best}}$ 为当前迭代过程中的最优个体。 r_2 是 $[0, 2\pi]$ 的随机数,它定义了当前最优解更新时移动的方向。 r_3 是赋予最优解的随机权值,表示对最优解的强调或者忽略,其服从 $(0, \infty)$ 的指数分布。 r_4 是一个 $[0, 1]$ 范围内的随机数,用于转换正弦和余弦的更新方式。

在斑马优化算法抵御捕食者攻击阶段中,当被狼群等较小型肉食动物攻击时,斑马往往会聚集防御,而如果斑马种群没有逃脱捕食者的包围,那么其会在多次迭代过程中陷入局部最优而无法逃逸。因此,引入一种双曲线余弦增强因子:

$$a = \cosh(t/2 \cdot T + \pi) \quad (13)$$

这种非线性收敛因子可以更快速地转换正余弦两种策略,使得在此阶段中,斑马种群可以在短时间内尝试多种步长和移动方向,以摆脱局部寻优过程。改进后的算法如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t + R \cdot \sin(r_2) \cdot |r_3 \cdot x_{i,j}^{\text{best}} - x_{i,j}^t|, & P \leq 0.5 \\ x_{i,j}^t + a \cdot \cos(r_2) \cdot |r_3 \cdot x_{i,j}^{\text{best}} - (AZ_j - I \cdot x_{i,j}^t)|, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

从数学角度看,双曲线余弦函数并不是周期性函数,在数学坐标系当中,在 $(0, +\infty)$ 时数值单调递增,故当 a 的值越大

时,算法倾向于全局搜索, a 值越小时,算法倾向于局部寻优。

综上所述,多策略融合改进的斑马优化算法流程图如图 1 所示。

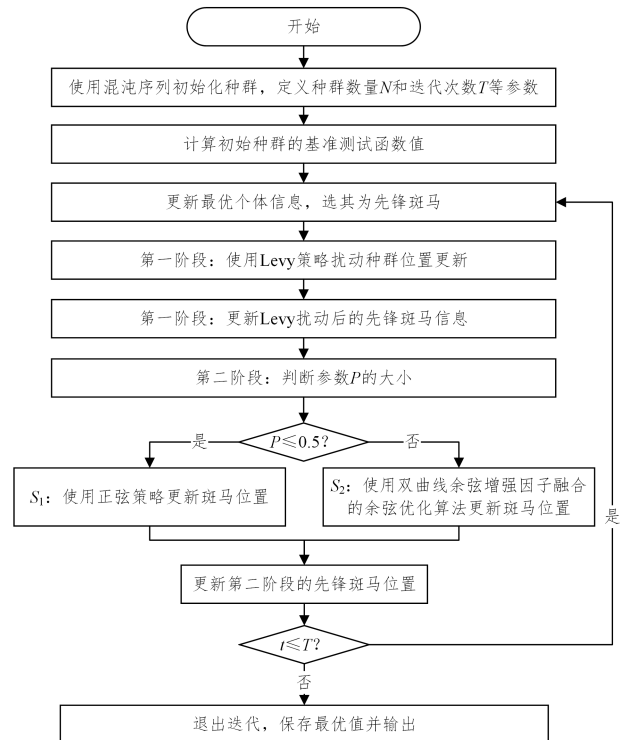


图 1 MSI-ZOA 算法流程图

Fig. 1 MSI-ZOA algorithm flowchart

4 仿真实验

4.1 测试环境

本文实验过程均在 Inter Core i5-9300H CPU, 2.40GHz, 4核, 8GB内存, GTX1650 4GB显存, Windows10 64位测试环境中进行,使用 MATLAB R2018a 软件实现仿真。

为测评改进算法的综合性能,本文选定了 CEC2005 中 8 个基准测试函数,如表 1 所列。 $f_1 - f_5$ 为单峰测试函数,其在所限定的区间中只有一个峰值或噪声项,用来衡量算法的收敛速度和寻优能力。 $f_6 - f_8$ 为多峰测试函数,其在所限定的区间中有多个峰值或噪声项,用来衡量算法局部最优逃逸能力和全局开发能力。

表 1 测试函数

Table 1 Test functions

Function	Definition	Dim	Range	f_{best}
Shpere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel's Problem 2.22	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{j=1}^n x_j $	30	$[-10, 10]$	0
Schwefel's Problem 1.2	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel's Problem 2.21	$f_4(x) = \max_{i=1}^n x_i $	30	$[-100, 100]$	0
Quartic	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
Rastrigin	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)] + 10d, d = \text{size}(x, 2)$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
Ackley'	$f_7(x) = \sum_{i=1}^n e^{-20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}\right)} - \exp\left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}{n}}\right) + 20$	30	$[-32, 32]$	0
Griewank	$f_8(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0

为保证实验结果的准确性,本文设定统一变量,迭代次数为 500 次,测试维度为 30,每个函数测试 50 次,并记录实验的均值和方差。

4.2 仿真实验结果

在本文中,将改进的斑马优化算法与 ZOA,AVOA^[14],AHA^[15],GTO^[16],AOA^[17]以及 NGO^[18]算法的测试函数均

值和标准差进行对比,具体结果如表 2 和表 3 所列。

由表 2、表 3 可知,在单峰测试函数 $f_1 - f_5$ 中,与 ZOA,AVOA,AHA,GTO,AOA,NGO 相比,MSI-ZOA 的平均值达到了理论上的最优,标准差也最小。与传统的斑马优化算法相比,改进后的算法有着更快的收敛速度和更高的寻优能力。

表 2 测试函数结果对比(一)
Table 2 Comparison of test function results(1)

Function	Standard	MSI-ZOA	AVOA	GTO	ZOA
Shpere	Mean	-2.9×10^{-166}	-2.1×10^{-163}	1.5×10^{-163}	-1.8×10^{-129}
	SD	0	8.77×10^{-247}	-4.9×10^{-244}	3.9×10^{-257}
Schwefel's Problem 2.22	Mean	0	7.4×10^{-243}	2.1×10^{-214}	-2.3×10^{-137}
	SD	0	0	0	2.1×10^{-273}
Schwefel's Problem 1.2	Mean	9.8×10^{-165}	5.1×10^{-165}	-2.1×10^{-164}	-2.9×10^{-84}
	SD	0	4.8×10^{-249}	4.6×10^{-247}	5.6×10^{-165}
Schwefel's Problem 2.21	Mean	0	-1.4×10^{-233}	-5.5×10^{-216}	-1.2×10^{-117}
	SD	0	0	0	4.6×10^{-231}
Quartic	Mean	-1.1×10^{-8}	-7.5×10^{-6}	-3.6×10^{-4}	-1.5×10^{-4}
	SD	3.5×10^{-13}	7×10^{-11}	7.1×10^{-6}	3.7×10^{-5}
Rastrigin	Mean	1.6×10^{-13}	1.3×10^{-9}	5.6×10^{-10}	-1.4×10^{-10}
	SD	8.7×10^{-23}	5.2×10^{-18}	9.5×10^{-18}	1.1×10^{-17}
Ackley'	Mean	2.6×10^{-20}	5.1×10^{-17}	2.6×10^{-17}	3.5×10^{-17}
	SD	1.2×10^{-36}	3.2×10^{-32}	4.1×10^{-32}	3.2×10^{-32}
Griewank	Mean	9.3×10^{-12}	2.5×10^{-10}	-6.6×10^{-10}	2.1×10^{-9}
	SD	9.8×10^{-22}	1.1×10^{-19}	3.2×10^{-17}	7.6×10^{-17}

表 3 测试函数结果对比(二)
Table 3 Comparison of test function results(2)

Function	Standard	AHA	NGO	AOA
Shpere	Mean	1.9×10^{-74}	-1.1×10^{-46}	-1.9×10^{-142}
	SD	8.9×10^{-147}	6.9×10^{-91}	1.7×10^{-82}
Schwefel's Problem 2.22	Mean	-2.0×10^{-83}	-5.9×10^{-48}	0
	SD	1.6×10^{-164}	3.2×10^{-94}	0
Schwefel's Problem 1.2	Mean	4.3×10^{-69}	-7.0×10^{-14}	-3.2×10^{-162}
	SD	1.8×10^{-134}	5.2×10^{-25}	6.7×10^{-322}
Schwefel's Problem 2.21	Mean	2.5×10^{-75}	-8.9×10^{-40}	-8×10^{-44}
	SD	4.0×10^{-146}	2.8×10^{-76}	2.4×10^{-85}
Quartic	Mean	1.6×10^{-4}	7.0×10^{-4}	1.6×10^{-4}
	SD	3.2×10^{-7}	5.5×10^{-4}	3.4×10^{-7}
Rastrigin	Mean	2.5×10^{-10}	1.3×10^{-10}	-9.5×10^{-12}
	SD	9.2×10^{-18}	1.7×10^{-17}	3.4×10^{-21}
Ackley'	Mean	3.6×10^{-17}	2.9×10^{-17}	-1.8×10^{-17}
	SD	5.1×10^{-32}	1.8×10^{-30}	3.5×10^{-33}
Griewank	Mean	4.1×10^{-10}	6.3×10^{-9}	8.9×10^{-3}
	SD	7.3×10^{-18}	4.1×10^{-16}	1.6×10^{-2}

在多峰测试函数 $f_6 - f_8$ 中,MSI-ZOA 算法的平均值与标准差保持最优,虽然数值并未接近 0,但在与其他算法的对比中可以看出,本文中的改进方法仍然具有先进性。与传统的斑马优化算法相比,改进后的算法有着更优的局部逃逸能力和全局开发能力。这也证明了 MSI-ZOA 算法可以很好地避免陷入局部最优。

综上所述,MSI-ZOA 算法通过 Tent 混沌映射丰富种群、莱维飞行扰动种群以及加入双曲线余弦增强因子的正余弦优化优化后,算法性能更佳,证明了算法的有效性。

4.3 与其他基础算法的对比分析

通过对比 MSI-ZOA 以及其他基准算法在各个测试函数的收敛曲线,可以更好地体现算法的性能。实验结果如

图 2—图 9 所示。

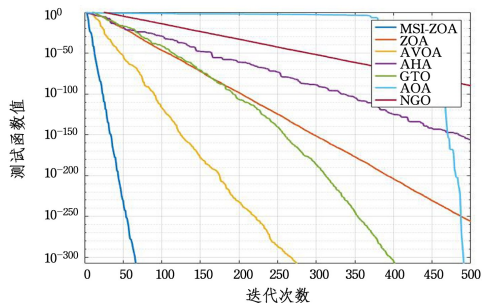


图 2 Shpere 测试函数收敛曲线(1)

Fig. 2 Shpere test function convergence curve(1)

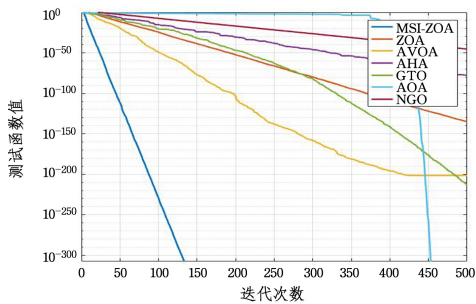


图3 Schwefel's Problem 2.22 函数收敛曲线(1)

Fig.3 Schwefel's Problem 2.22 function convergence curve(1)

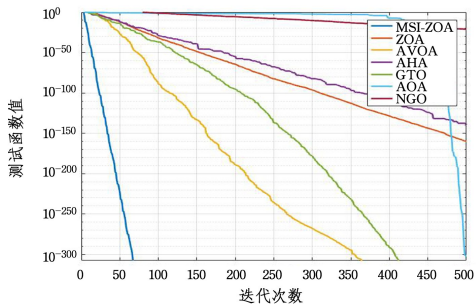


图4 Schwefel's Problem 1.2 测试函数收敛曲线(1)

Fig.4 Schwefel's Problem 1.2 function convergence curve(1)

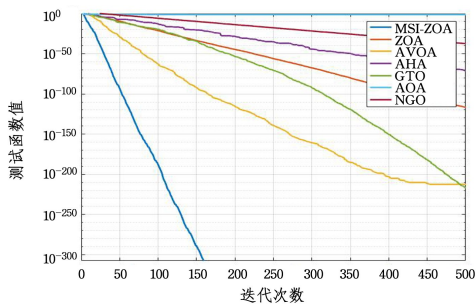


图5 Schwefel's Problem 2.21 测试函数收敛曲线(1)

Fig.5 Schwefel's Problem 2.21 function convergence curve(1)

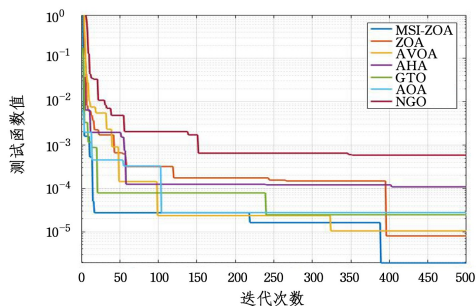


图6 Quartic 测试函数收敛曲线(1)

Fig.6 Quartic function convergence curve(1)

由图2—图6可知,在单峰测试函数中,MSI-ZOA有着极快的收敛速度,并在较短时间内收敛到最优峰值。从图3中可以看出,在迭代后期收敛到最优峰值的有MSI-ZOA和AOA算法,但AOA算法在迭代前期陷入局部最优无法逃逸,而MSI-ZOA由于加入了双曲线余弦增强因子的正余弦优化算法,规避了这点,并利用快速迭代不重复的优势达到最优值。在图6中,虽然各个算法都存在局部寻优的情况,但MSI-ZOA仍可以在迭代后期收敛达到最优值。

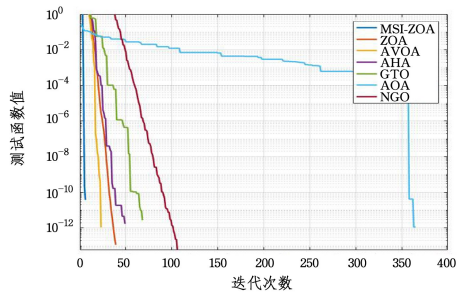


图7 Rastrigin 测试函数收敛曲线(1)

Fig.7 Rastrigin function convergence curve(1)

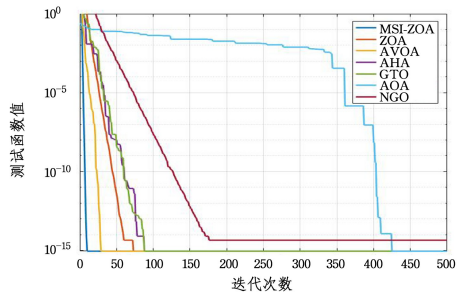


图8 Ackley 测试函数收敛曲线(1)

Fig.8 Ackley function convergence curve(1)

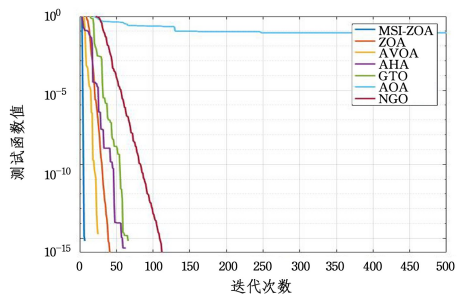


图9 Griewank 测试函数收敛曲线(1)

Fig.9 Griewank function convergence curve(1)

由图8可知,在多峰测试函数中,虽然其他算法最终也收敛达到最优值,但是速度和精度远达不到MSI-ZOA的效果。由图7和图9可知,MSI-ZOA虽然提前结束收敛,最终并没有达到最优峰值,但其利用极少的收敛时间几乎达到最优峰值,效率远高于其他算法。

综上所述,对比其他6种优化算法,MSI-ZOA有着更快的收敛速度,并且在结束收敛后有较高的稳定性,这也间接代表此算法的收敛精度得到了改善和提高,证明了该算法的先进性和优越性。

4.4 与单策略改进算法对比分析

通过对比单策略改进斑马优化算法的收敛曲线,可以清楚地分析每一步改进方法对原算法的有效变动。

图10—图17为单策略改进斑马优化算法的收敛曲线对比图。其中,T-ZOA为单独加入混沌映射策略改进的斑马优化算法,L-ZOA为单独加入莱维飞行策略改进的斑马优化算法,SCA-ZOA为单独加入融合双曲线余弦增强因子的正余弦优化算法策略改进的斑马优化算法。

可以看出,MSI-ZOA无论在单峰测试函数还是多峰测试函数中都始终保持较高的收敛精度和收敛速度,能够在最短时间内找到理论最优值。与其他单策略改进算法相比,MSI-ZOA算法性能最高。本次实验再次证明了所提改进算法的

有效性和先进性。

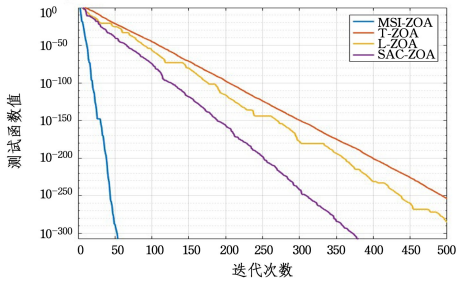


图 10 Shpere 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 10 Shpere test function convergence curve(2)

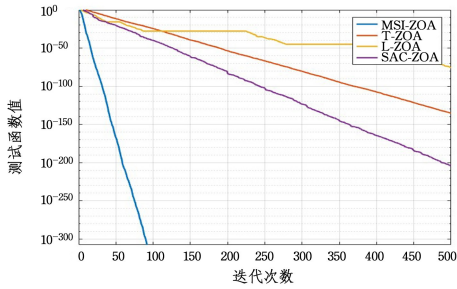


图 11 Schwefel's Problem 2.22 函数收敛曲线(2)

Fig. 11 Schwefel's Problem 2.22 function convergence curve(2)

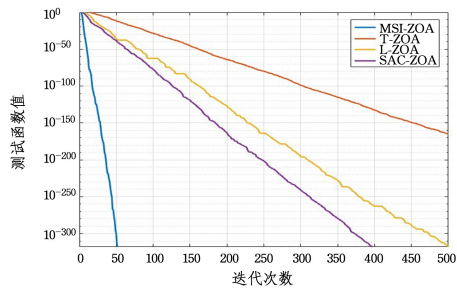


图 12 Schwefel's Problem 1.2 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 12 Schwefel's Problem 1.2 function convergence curve(2)

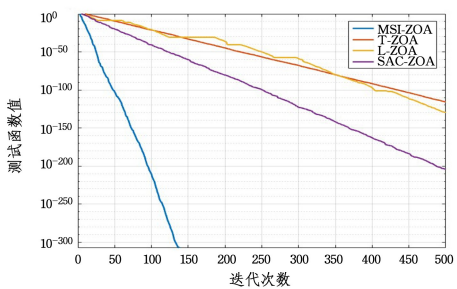


图 13 Schwefel's Problem 2.21 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 13 Schwefel's Problem 2.21 function convergence curve(2)

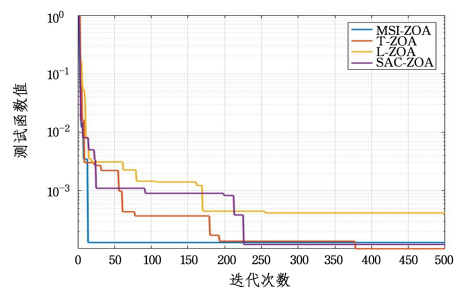


图 14 Quartic 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 14 Quartic function convergence curve(2)

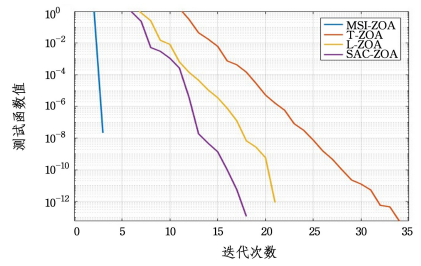


图 15 Rastrigin 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 15 Rastrigin function convergence curve(2)

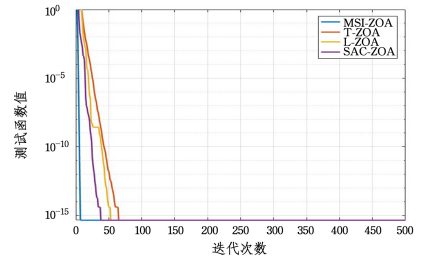


图 16 Ackley 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 16 Ackley function convergence curve(2)

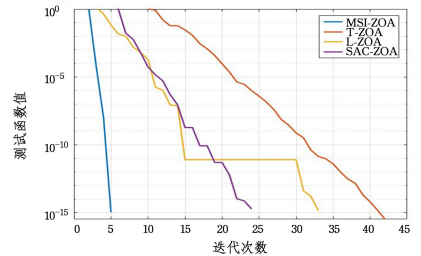


图 17 Griewank 测试函数收敛曲线(2)

Fig. 17 Griewank function convergence curve(2)

4.5 Mann-Whitney 检验

在本节中,利用 Mann-Whitney 检验实现显著性分析,以证明 MSI-ZOA 与 ZOA 的差异性。Mann-Whitney 检验也叫 Wilcoxon 秩和检验,它是一种非参数统计检验,用于比较两个独立样本的中位数是否有显著差异。此方法的优势在于它不需要数据样本服从正态分布,只要求两个数据样本连续且相似即可。

检验步骤:

(1)首先做出假设,设定假设参数 H ,设 H_0 为两个样本的中位数相等, H_1 为两个样本的中位数不相等。

(2)将两个样本数据混合后排序,并根据大小赋秩值。

(3)计算两个样本种群的秩和,选择其中一个样本的秩和当作检验统计量,设参数为 W 。

(4)设定显著性水平检验阈值 $\alpha=0.5$,检验的值为 P ,用来判断假设是否成立,当 $P \leq \alpha$ 时拒绝原假设 H_0 ,接受 H_1 。检验的结果为 K ,用来代表是否拒绝原假设,当 $K=1$ 时表示拒绝原假设,当 $K=0$ 时表示接受原假设。

将 MSI-ZOA 与 ZOA 在上文的 8 个基准测试函数中进行显著性分析,具体检验结果如表 4 所列。

从表 4 中数据中可以看出,除 f_5 以外,MSI-ZOA 与 ZOA 在其他测试函数的检验 K 值皆为 1,这也代表着两个算法在这些基准测试函数中有着显著的差异。这再次证明了改进后的算法性能优于原算法,强调了 MSI-ZOA 算法的先进性。

表4 显著性分析结果

Table 4 Significance analysis results

检验参数	Shpere	Schwefel's Problem 2. 22	Schwefel's Problem 1. 2	Schwefel's Problem 2. 21	Quartic	Rastrigin	Ackley'	Griewank
P	0.187	0.057	0.381	0.054	0.664	0.182	0.44	0.342
K	1	1	1	1	0	1	1	1

结束语 针对传统斑马优化算法易陷入局部最优的缺点,本文提出了多策略融合改进的斑马优化算法。首先,利用 Tent 混沌映射初始化种群,实现种群的均匀分布,提高了初始解的质量,也保证了迭代过程的多样性。其次,在斑马优化算法的觅食阶段引入莱维飞行策略,借助其重尾特性,扩大了搜索步长,提高全局搜索能力。最后,在斑马优化算法的抵御捕食者攻击阶段引入了双曲线余弦增强因子改进的正余弦优化算法,在迭代的中后期,当算法陷入局部最优时,该方法能够利用波动性和周期性不断探索,并在更新位置时加入增强因子扰动,极大程度上避免陷入局部最优。

通过利用 8 个基准测试函数、其他 6 种智能优化算法以及 3 种单策略改进算法进行仿真实验,将得出的数据和收敛曲线进行对比,证明了算法的优越性。通过将 MSI-ZOA 与 ZOA 进行显著性分析,证明了改进后算法的独特性。

ZOA 算法的时间复杂度较高,在本文中并没有明显改进。在未来,将引入新的改进方法,以降低时间复杂度,并将改进后的新算法用在实际问题中获取效益。

参 考 文 献

- [1] HOLLAND J H. Adaptation In Natural And Artificial Systems [J]. SIAM Review, 1975, 18(3): 529.
- [2] STORN R, PRICE K. Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.
- [3] DORIGO M, MANIEZZO V. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, Part B. Cybernetics; A publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 1996(1): 26.
- [4] STORN R, PRICE K. Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.
- [5] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [6] MAO Z F, WANG W, FANG K, et al. Research on the balance problem of human-machine collaborative assembly line based on simulated annealing algorithm [J/OL]. Control and Decision, 1-9. [2024-05-16]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1068>.
- [7] FAN K S, YANG G Y, WU D F, et al. Improved gravitational search algorithm based on multi-strategy fusion [J]. Application Research of Computers, 2023, 40(12): 3592-3598.
- [8] TROJOVSKÁ E, DEGHANI M, TROJOVSKÝ P. Zebra Optimization Algorithm: A New Bio-Inspired Optimization Algorithm for Solving Optimization Algorithm [J]. IEEE Access, 2022, 10: 49445-49473.
- [9] DARAISEH A A, SANJALAWA Y, E'MARI A S, et al. Cryptographic Grade Chaotic Random Number Generator Based on Tent-Map [J]. Journal of Sensor and Actuator Networks, 2023,

12(5).

- [10] YU X W, WEI P, YONG L. WSN node localization algorithm of sparrow search based on elite opposition-based learning and Levy flight [J]. Telecommunication Systems, 2023, 84(4): 521-531.
- [11] YING Y, SU Y, LIU F J, et al. An Automatic Pipe-Routing Algorithm Based on Improved Sine Cosine Algorithm for Complex Space [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2023, 36(6).
- [12] RUSTU A, YUSUF M Y. Multi-strategy and self-adaptive differential sine-cosine algorithm for multi-robot path planning [J]. Expert Systems With Applications, 2023, 232.
- [13] VIGYA, SAURAV R, KUMAR C S, et al. A novel chaotic chimp sine cosine algorithm Part-I: For solving optimization problem [J]. Chaos, Solitons and Fractals; the interdisciplinary journal of Nonlinear Science, and Nonequilibrium and Complex Phenomena, 2023, 173: 113672.
- [14] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 158: 107408.
- [15] ZHAO W, WANG L, MIRJALILI S. Artificial hummingbird algorithm: A new bio-inspired optimizer with its engineering applications [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 388: 114194.
- [16] ABDOLLAHZADEH B, SOLEIMANIAN GHAREHCHOPOGH F, MIRJALILI S. Artificial gorilla troops optimizer: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(10): 5887-5958.
- [17] ABUALIGAH L, DIABAT A, MIRJALILI S, et al. The arithmetic optimization algorithm [J]. Computer methods in applied mechanics and engineering, 2021, 376: 113609.
- [18] DEGHANI M, HUBÁLOVSKÝ Š, TROJOVSKÝ P. Northern goshawk optimization: a new swarm-based algorithm for solving optimization problems [J]. IEEE Access, 2021, 9: 162059-162080.



REN Qingxin, born in 1999, postgraduate. His main research interests include Internet of things technology and applications, and so on.



FENG Feng, born in 1971, professor. His main research interests include information system engineering and application, and so on.