

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416818

融合多策略改进的黑翅鸢优化算法*

周建新 侯自川 李忠泽

(华北理工大学电气工程学院 唐山 063210)

摘要: 针对基本黑翅鸢算法(BKA)收敛速度慢,易陷入局部最优等问题,提出了一种融合多策略改进的黑翅鸢算法(EBKA)。首先引入了追踪猎物位置更新策略,提高算法全局搜索能力,加快收敛速度。其次在攻击阶段提出自适应 t 螺旋策略,防止算法陷入局部最优。最后在迁移阶段,当黑翅鸢领导者失去领导作用时,提出了Levy切线飞行策略,避免算法早熟收敛。为了验证算法的改进效果,选取8种测试函数进行测试,并与5种群智能算法进行对比。实验结果表明:EBKA与其他群智能算法对比,在单峰函数上均能快速寻到理论最优值0,在多峰函数 F_5 、 F_6 、 F_8 中30次左右就能收敛到最优值,并且 F_6 、 F_7 可以收敛到理论最优值0。证明了EBKA具有很好的收敛性能、稳定性和全局寻优能力。

关键词: 黑翅鸢优化算法;追踪猎物策略;自适应 t 螺旋;Levy切线飞行

中图分类号: TP301.6;TN2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Black-winged kite optimization algorithm with multi-strategy improvement

Zhou Jianxin Hou Zichuan Li Zhongze

(School of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China)

Abstract: In order to solve the problems of slow convergence speed of the basic black-winged kite algorithm (BKA) and easy to fall into local optimum, an enhanced black-winged kite algorithm (EBKA) with multi-strategy improvement was proposed. Firstly, the tracking prey location update strategy is introduced to improve the global search ability of the algorithm and accelerate the convergence speed. Secondly, an adaptive t -helix strategy is proposed in the attack stage to prevent the algorithm from falling into local optimum. Finally, in the migration stage, when the leader of the black-winged kite loses its leadership role, the Levy tangent flight strategy is proposed to avoid the premature convergence of the algorithm. In order to verify the improvement effect of the algorithm, 8 test functions were selected for testing and compared with 5 swarm intelligence algorithms. Experimental results show that compared with other swarm intelligence algorithms, EBKA can quickly find the theoretical optimal value of 0 on the single-peak function, converge to the optimal value in about 30 times in the multimodal function F_5 , F_6 and F_8 , and converge to the theoretical optimal value of 0 in the F_6 and F_7 . It is proved that EBKA has good convergence performance, stability and global optimization ability.

Keywords: black-winged kite optimization algorithm; prey tracking strategy; adaptive t -spiral; Levy tangent flight

0 引言

近年来,随着工业社会的发展,众多领域都有日益复杂的优化问题需要解决,然而传统的学习算法难以解决这类问题,为此学者们提出了群智能优化算法,群智能优化算法是一类受自然界中群体行为启发的算法,它们模拟自然界中生物群体的协作行为来解决优化问题。常见的群智能算法有:麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[1]、哈里斯鹰优化算法(harris hawks optimization, HHO)^[2]、

鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[3]、鹈鹕优化算法(pelican optimization algorithm, POA)^[4]等。这类算法的优点是它们不需要问题的梯度信息,且易于实现和并行化。但这类算法也存在容易陷入局部最优解,对参数敏感,收敛速度慢等通病。

为了解决上述存在的问题,学者们提出了多种有效改进策略。崔鸣等^[5]在灰狼算法中引入自适应位置更新策略和非线性收敛因子来平衡全局和局部搜索,提高了算法精度。引入Levy飞行策略帮助算法快速跳出局部最优,提高

收稿日期:2024-09-05

* 基金项目:河北省自然科学基金(F2018209201)项目资助

了算法性能。高猛等^[6]利用 Circle 映射和反向学习策略生成多样性的初始解,提高了种群多样性,增强了种群的搜索能力。在此基础上引入自适应 t 分布变异策略对个体进行扰动,使鸢鹞优化算法有效的避免了过早收敛,提高收敛速度。蒋翱徽等^[7]在蜚螂优化算法中引入混沌映射初始化种群位置,得到了更好的寻优效果;将可变螺旋策略引入蜚螂繁殖和觅食阶段,提高了算法的全局搜索能力;同时使用 Levy 飞行策略与自适应惯性权重作用在蜚螂偷窃位置更新中,帮助算法很好的摆脱局部最优并加快了算法的收敛速度。王雨虹等^[8]将混沌映射引入麻雀算法进行初始化种群提高了算法的寻优性能,同时提出了均匀分布的自适应权重和动态拉普拉斯算法,帮助算法摆脱局部最优,更好的收敛于全局最优。

在 2024 年 3 月, Wang 等^[9]提出了黑翅鸢优化算法(black-winged kite algorithm, BKA),该算法模拟黑翅鸢种群的迁徙和捕食行为,具有适应性强,可调参数少,收敛精度高等优点,但仍没有解决收敛速度缓慢,容易陷入局部最优等问题。为解决黑翅鸢算法存在的问题,已有学者对其进行了改进和应用。Zhao 等^[10]引用了 Morlet 小波变体策略,增加了种群多样性,有助于算法跳出局部最优;同时在迁移阶段改进了领导者的判断条件,提高了算法的收敛速度和寻优精度。但在面对多目标复杂系统问题时,改进后算法的寻优效果并不能完全满足需求,仍有很大的改进空间。

针对上述文献存在的问题,本文提出了一种融合多策略改进的黑翅鸢优化算法(enhanced black-winged kite algorithm, EBKA)。首先将追踪猎物策略引入到黑翅鸢优化算法并改进,提高算法的全局搜索能力和收敛速度;其次在攻击阶段提出自适应 t 螺旋策略,协调局部开发和全局搜索能力,避免陷入局部最优解;最后,在迁徙阶段引入切线飞行策略,有助于提高算法的全局搜索能力和收敛精度,避免算法早熟收敛。

1 基本黑翅鸢优化算法(BKA)

黑翅鸢优化算法主要模拟黑翅鸢攻击猎物和迁徙行为。攻击行为可以看作是在特定范围内寻找最优解的过程,猎物相当于算法的全局最优解,迁徙行为相当于算法在更大范围内进行探索的过程,以避免陷入局部最优解,并寻找新的潜在解区域。

种群初始化:首先生成一个矩阵,随机分配每只黑翅鸢的位置,利用下面公式均匀的分配黑翅鸢的初始位置:

$$\mathbf{X}_i = BK_{ub} + rand(BK_{ub} - BK_{lb}) \quad (1)$$

其中, i 为 1 到种群中个体的数量 pop 之间的整数, BK_{ub} 和 BK_{lb} 分别为黑翅鸢的上界和下界, $rand$ 是从 $[0,1]$ 中生成的任意值。

初始化时,把适应度最好的个体当作初始群体中的领导者 X_L , 即黑翅鸢的最优位置, X_L 的计算公式:

$$f_{best} = \min(f(\mathbf{X}_i)) \quad (2)$$

$$X_L = X(find(f_{best} == f(\mathbf{X}_i))) \quad (3)$$

式中: f_{best} 为种群中最好适应度值,此处以最小值为例。

攻击行为:黑翅鸢是草原小型哺乳动物和昆虫的捕食者,在飞行过程中根据风速调整翅膀和尾巴的角度,静静地悬停观察猎物,然后迅速俯冲攻击,即空中悬停和冲向猎物两种状态,位置更新如下:

$$y_{i,t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_i^{i,j} + n(1 + \sin(r)) \times y_i^{i,j}, & p < r \\ y_i^{i,j} + n \times (2r - 1) \times y_i^{i,j}, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $y_i^{i,j}$, $y_{i,t+1}^{i,j}$ 分别表示第 i 只黑翅鸢在 j 维 t 次和 $(t+1)$ 次迭代步骤中的位置, r 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, p 为 0.9 的常数, n 为非线性因子。

$$n = 0.05 \times e^{-2 \times (\frac{T}{T})^2} \quad (5)$$

式中: t 为到目前已经完成的迭代次数, T 为迭代总次数。

迁徙行为:迁移行为由领导者领导,如果当前种群的适应度值小于随机种群的适应度值,那么领导者将放弃领导并加入迁徙种群,则领导者放弃领导种群,反之当前种群的适应度值大于随机种群的适应度值时,领导者继续领导种群到达目的地。具体公式为:

$$y_{i,t+1}^{i,j} = \begin{cases} y_i^{i,j} + C(0,1) \times (y_i^{i,j} - L_j^i), & F_i < F_{r_i} \\ y_i^{i,j} + C(0,1) \times (L_j^i - m \times y_i^{i,j}), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$m = 2 \times \sin(r + \pi/2) \quad (7)$$

式中: L_j^i 为 t 次迭代为止黑翅鸢在 j 维的最优位置。 $y_i^{i,j}$, $y_{i,t+1}^{i,j}$ 分别表示第 i 只黑翅鸢在 j 维 t 次和 $(t+1)$ 次迭代步骤中的位置, F_i 为黑翅鸢 t 次迭代的适应度值, F_{r_i} 为 t 次迭代中随机位置的适应度值。 $C(0,1)$ 代表柯西变异。

2 改进的黑翅鸢优化算法(EBKA)

2.1 追踪猎物策略

为了提高黑翅鸢算法的全局搜索能力和收敛速度,受鳗鱼-石斑鱼优化算法(eel and grouper optimizer, EGO)^[11]启发,提出黑翅鸢追踪猎物策略。使用随机搜索代理来更新搜索代理在追踪阶段的位置,同时采用非线性因子 n 和随机值相结合,来增强搜索能力和扩大搜索范围。公式如下:

$$X_{i,t+1}^{i,j} = X_{rand} + C_1(X_{i,t}^{i,j} - C_2 \times X_{rand}) \quad (8)$$

式中: $X_{i,t}^{i,j}$, $X_{i,t+1}^{i,j}$ 分别表示第 i 只黑翅鸢在 j 维 t 次和 $(t+1)$ 次迭代步骤中的位置, X_{rand} 表示随机位置。 C_1 , C_2 为系数,其计算公式为:

$$C_1 = 4 \times n \times r_1 - n \quad (9)$$

$$C_2 = 2 \times r_1 \quad (10)$$

式中: n 为非线性因子, r_1 表示 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

2.2 自适应 t 螺旋策略

在黑翅鸢的攻击阶段,提出自适应 t 螺旋策略,即将自适应 t 分布变异^[12]融入到三维螺旋策略^[13-14]中,使黑翅鸢

以螺旋运动方式攻击猎物,结合自适应 t 分布来改变螺旋的的振幅,可以扩大局部解的邻域,避免陷入局部最优,同时每 25 次执行一次局部优化,来平衡全局搜索和局部搜索。

$$X_{t+1}^{i,j} = X_t^{i,j} + n(1 + \sin(r)) \times X_t^{i,j} \times D, p < r \quad (11)$$

$$X_{t+1}^{i,j} = X_t^{i,j} + n \times (2p - 1) \times X_t^{i,j} \times D, \text{其他} \quad (12)$$

式中: $X_t^{i,j}$, $X_{t+1}^{i,j}$ 分别表示第 i 只黑翅鸢在 j 维 t 次和 $(t+1)$ 次迭代步骤中的位置, r 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, t 为到目前已经完成的迭代次数, T 为迭代总次数, n 为非线性因子, D 为三维螺旋线位置更新系数。

$$D = x \times y \times z \quad (13)$$

式中: $x = p \times \sin(m)$, $y = p \times \cos(m)$, $z = p \times m$ 分别表示螺旋运动下的坐标 (x, y, z) 三维分量,用于更新搜索代理位置, m 为 $(0, 2\pi)$ 之间的随机值。

$$p = U \times \text{trnd}\left(\frac{vt}{T}\right) \quad (14)$$

式中: U 为 2 的常数, v 为 5 的常数, trnd 利用 t 分布特性生成随算法运行情况动态调整的变异步长和分布形状。

2.3 Levy 切线飞行策略

在黑翅鸢的迁徙阶段,提出 Levy 切线飞行策略应用于当前种群适应度值小于随机种群的适应度值的情况,可以摆脱对失去领导作用的个体的依赖,有利于扩大算法的搜索范围。在切线搜索策略算法(tangent search algorithm, TSA)^[15]中提出了一种基于切线函数的新步长,形如: $\text{step} \times \tan(\theta)$,其中 step 为移动步长, $\tan(\theta)$ 为移动方向,能对局部搜索进行精细调整。当 θ 值逐渐趋于 0 时,切线斜率逐渐变小,从而相当于步长改变越小,得到的解越接近当前解,适合局部搜索;当 θ 值越接近 $\pi/2$ 时,切线斜率越大,步长改变越大从而得到的解离当前解就越远,适合全局搜索。同时本文使用 Levy 飞行生成切线飞行的步长,有助于探索空间中的远距离区域,这种策略可以增强黑翅鸢优化算法的全局搜索能力,同时可以更好应对复杂搜索空间。其具体表达式为:

$$X_{t+1}^{i,j} = X_t^{i,j} \times L_F \times \tan(\theta) \times C(0,1) \times (X_t^{i,j} - L_j^i), F_i < F_{r_i} \quad (15)$$

$$X_{t+1}^{i,j} = X_t^{i,j} + C(0,1) \times (L_j^i - m \times X_t^{i,j}), \text{其他} \quad (16)$$

式中: L_F 为莱维飞行函数, L_j^i 为到目前为止第 t 次迭代时 j 维黑翅鸢的领导者, $C(0,1)$ 为柯西变异。

2.4 EBKA 算法流程

EBKA 算法流程如图 1 所示。

3 仿真实验与分析

3.1 对比算法和参数设置

为了验证 EBKA 算法的性能,本文选取基础黑翅鸢优化算法(BKA)、哈里斯鹰优化算法(HHO)、鲸鱼优化算法(WOA)、基于 Circle 映射初始化和自适应 t 分布变异改进的鹈鹕优化算法(improved pelican optimization algorithm,

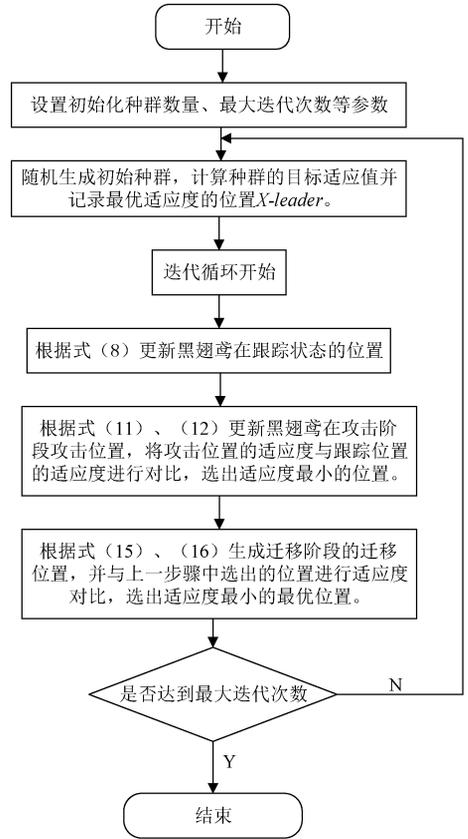


图 1 EBKA 流程图

Fig. 1 EBKA flowchart

IPOA)、基于切线飞行的麻雀搜索算法(tangent flight sparrow search algorithm, tanSSA)^[16]进行对比实验。为保证实验公平性,在每个测试函数中,对这 6 种算法执行 30 次重复测试,设置种群中个体数量 pop 为 30,最大迭代次数 T_{\max} 为 500,分别在 30 维度和 100 维度下测试算法的性能。

3.2 标准测试函数

本文为了测试 EBKA 算法的寻优精度和收敛性能,以及 3 种改进策略的改进效果,选取 8 个测试函数来进行测试。测试函数如表 1 所示。其中 $F_1 \sim F_4$ 为单峰测试函数,用于评估优化算法的收敛性能和稳定性; $F_5 \sim F_8$ 为多峰测试函数,用于评估优化算法的全局搜索能力和避免陷入局部最优解的能力。

3.3 收敛性分析

在 8 种测试函数下,进一步验证 EBKA 算法与其他对比算法在收敛性能方面的优势,6 种算法的收敛曲线如图 2 所示。在单峰测试函数 $F_1 \sim F_4$ 中,EBKA 算法迭代速度更快,收敛性也更好,且能收敛到理论最优值,表明改进的算法具有良好的收敛性能和搜索能力。在 F_5 和 F_6 中各个算法的收敛结果相差不大,但 EBKA 算法在 50 次之内就可以收敛到最优值,展现出更快的收敛速度。在 F_7 和 F_8 中,改进的优化算法可以更快的速度寻到高质量最优值,并且

表 1 测试函数
Table 1 Test functions

类型	公式	范围	最优解
单峰函数	$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100, 100]$	0
	$F_2(x) = \sum_{i=1}^{dim} [y_i^2 - 10\cos(2\pi y_i) + 10], y_i = \{x_i \mid x_i < 0.5 \mid\}$	$[-10, 10]$	0
	$F_3(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq x_i \leq D\}$	$[-10, 10]$	0
	$F_4(x) = \sum_{i=1}^{dim} x_i ^{(i+1)}$	$[10, 10]$	0
	$F_5(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{dim} \sum_{i=1}^{dim} x_i^2}\right) + \exp\left(\frac{1}{dim} \sum_{i=1}^{dim} \cos(2\pi x_i)\right) + 20\exp(1)$	$[-50, 50]$	0
	$F_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{dim} x_i^2 - \prod_{i=1}^{dim} \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0
	$F_7(x) = \sum_{i=1}^{dim} x_i \times \sin x_i + 0.1x_i $	$[-10, 10]$	0
多峰函数	$F_8(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10\sin(\pi y_i) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_i - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0
	$y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4} u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m, & x_i > a \\ 0, & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m, & x_i < -a \end{cases}$		

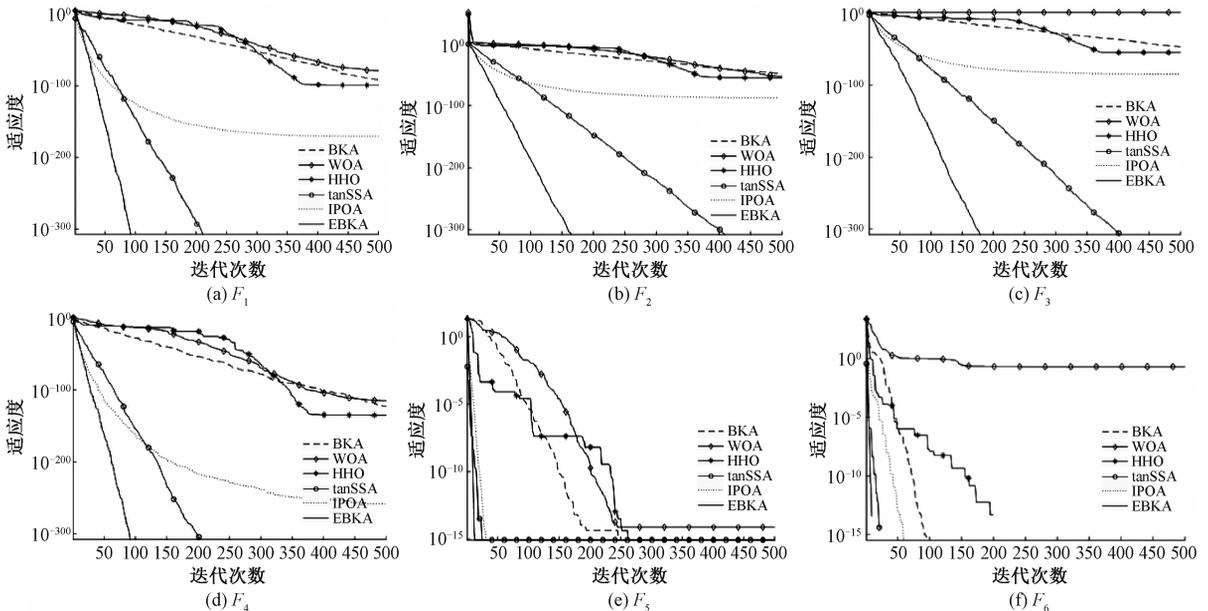
具有很好的摆脱局部最优解的能力。说明了本文改进的 EBKA 算法相对于其他对比算法来说具有更好的收敛精度和收敛速度。

3.4 精度对比与分析

为了比较各算法求解标准测试函数的性能,将各算法

的平均值和标准差作为评判标准进行对比,平均值体现了寻优精度,标准差反映了算法的稳定水平。仿真实验测试的结果如表 2、3 所示。

实验数据表明,EBKA 算法在单峰函数 F_1 、 F_2 、 F_3 和 F_4 中可以极快的寻到理想最优值 0,仿真效果最好。虽然



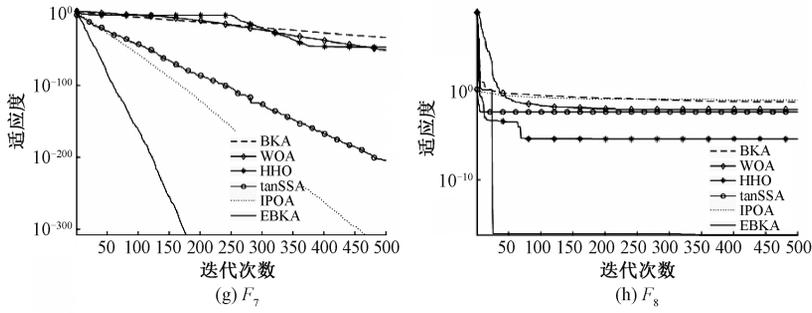


图 2 不同算法收敛曲线对比

Fig. 2 Comparison of convergence curves of different algorithms

表 2 单峰、多峰测试函数 30 维度测试结果对比

Table 2 Comparison of 30-dimensional test results of single-peak and multi-peak test functions

算法	统计	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈
BKA	平均值	7.75×10^{-85}	1.53×10^{-42}	2.07×10^{-45}	5.05×10^{-124}	8.88×10^{-16}	0	3.91×10^{-40}	1.43×10^{-1}
	标准差	7.75×10^{-85}	8.40×10^{-42}	1.13×10^{-44}	1.66×10^{-123}	0	0	2.14×10^{-39}	2.52×10^{-1}
WOA	平均值	6.63×10^{-73}	1.06×10^{-51}	$5.45 \times 10^{+00}$	4.64×10^{-105}	2.07×10^{-15}	1.36×10^{-2}	6.70×10^{-51}	2.60×10^{-2}
	标准差	2.39×10^{-72}	2.84×10^{-51}	$2.71 \times 10^{+00}$	2.54×10^{-104}	2.05×10^{-15}	5.87×10^{-2}	2.11×10^{-50}	2.87×10^{-2}
HHO	平均值	1.36×10^{-96}	1.49×10^{-49}	1.22×10^{-49}	3.10×10^{-121}	8.88×10^{-16}	0	2.42×10^{-48}	1.30×10^{-5}
	标准差	4.32×10^{-96}	8.07×10^{-49}	6.34×10^{-49}	1.64×10^{-120}	0	0	1.32×10^{-47}	2.37×10^{-5}
tanSSA	平均值	0	0	0	0	8.88×10^{-16}	0	2.31×10^{-233}	3.47×10^{-2}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	1.22×10^{-1}
IPOA	平均值	7.03×10^{-173}	9.44×10^{-88}	3.79×10^{-85}	1.20×10^{-249}	8.88×10^{-16}	0	0	6.12×10^{-2}
	标准差	3.57×10^{-184}	3.04×10^{-87}	6.51×10^{-85}	0	0	0	0	1.70×10^{-2}
EBKA	平均值	0	0	0	0	8.88×10^{-16}	0	0	3.98×10^{-15}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	7.57×10^{-15}

表 3 单峰、多峰测试函数 100 维度测试结果对比

Table 3 Comparison of 100-dimensional test results of single-peak and multi-peak test functions

算法	统计	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈
BKA	平均值	2.06×10^{-76}	3.63×10^{-43}	3.79×10^{-47}	5.23×10^{-114}	8.88×10^{-16}	0	7.12×10^{-43}	4.14×10^{-1}
	标准差	1.06×10^{-75}	1.14×10^{-42}	9.73×10^{-47}	2.86×10^{-113}	0	0	3.80×10^{-42}	1.39×10^{-1}
WOA	平均值	7.80×10^{-71}	1.35×10^{-50}	$6.99 \times 10^{+00}$	7.67×10^{-109}	3.97×10^{-15}	1.13×10^{-2}	3.58×10^{-49}	4.55×10^{-2}
	标准差	2.95×10^{-70}	3.50×10^{-50}	$2.52 \times 10^{+00}$	2.85×10^{-108}	2.42×10^{-15}	6.20×10^{-2}	1.79×10^{-48}	1.90×10^{-2}
HHO	平均值	4.08×10^{-96}	1.10×10^{-50}	7.89×10^{-50}	3.44×10^{-119}	8.88×10^{-16}	0	6.74×10^{-50}	3.75×10^{-6}
	标准差	1.80×10^{-95}	2.74×10^{-50}	2.14×10^{-49}	1.88×10^{-118}	0	0	2.38×10^{-49}	4.10×10^{-6}
tanSSA	平均值	0	0	0	0	8.88×10^{-16}	0	3.38×10^{-281}	2.52×10^{-2}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	5.77×10^{-2}
IPOA	平均值	1.24×10^{-171}	6.31×10^{-87}	2.75×10^{-83}	3.50×10^{-250}	8.88×10^{-16}	0	0	3.10×10^{-1}
	标准差	0	1.68×10^{-86}	4.97×10^{-83}	0	0	0	0	6.85×10^{-2}
EBKA	平均值	0	0	0	0	8.88×10^{-16}	0	0	1.34×10^{-14}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	1.48×10^{-14}

tanSSA 也可以寻到理想最优值。但在多峰函数中 EBKA 算法明显优于 tanSSA 算法。说明 EBKA 算法与原 BKA 算法和其他对比算法相比,具有更好的稳定性和搜索能力。EBKA 算法在 F₅ 和 F₆ 的寻优精度与其他算法相当,但 F₇ 和 F₈ 的精度明显优于其他算法,且 F₆ 和 F₇ 寻到理

想最优值 0,在处理复杂问题时仍表现出 EBKA 算法的有效性和鲁棒性。证明 EBKA 算法在处理多峰函数具有良好的全局搜索能力和稳定性。

测试函数维度为 100 维时,算法搜索到全局最优的难度要远大 30 维时,但本文改进的 EBKA 算法无论单峰函

数还是多峰函数,求解结果变化较小,说明本文改进 EBKA 算法具有较好的适应性和稳定性,具有很好的适应复杂问题寻优能力。总的来说,本文提出的 EBKA 算法相对于原 BKA 算法有很大提升。

3.5 改进策略有效性分析

为了验证改进策略的有效性,将基本 BKA 算法、追踪猎物策略改进的 EBKA-1、自适应 t 螺旋策略改进的 EBKA-

2、Levy 切线飞行策略改进的 EBKA-3 和 EBKA 算法进行对比。将这 5 种算法在 8 个测试函数下重复运行 30 次,将测试结果的平均值和标准差进行比较,测试实验结果如表 4 所示。在所有测试函数中无论是单独应用的改进策略,还是综合策略改进后的 EBKA 算法相对于基本 BKA 算法,无论是在寻优精度还是收敛性能上都得到了不同程度的改善,验证了 EBKA 算法 3 种改进策略都有很好的改进效果。

表 4 不同改进策略平均值标准差对比

Table 4 Comparison of the standard deviation of the mean of different improvement strategies

算法	统计	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈
BKA	平均值	2.80×10^{-87}	2.70×10^{-43}	2.55×10^{-117}	6.72×10^{-86}	8.88×10^{-16}	0	4.78×10^{-39}	1.10×10^{-1}
	标准差	1.53×10^{-86}	9.05×10^{-43}	1.40×10^{-116}	3.09×10^{-85}	0	0	2.56×10^{-38}	1.58×10^{-1}
EBKA-1	平均值	1.23×10^{-241}	3.13×10^{-142}	0	2.94×10^{-244}	8.88×10^{-16}	0	6.05×10^{-142}	2.42×10^{-1}
	标准差	0	1.71×10^{-141}	0	0	0	0	3.31×10^{-141}	1.46×10^{-1}
EBKA-2	平均值	3.34×10^{-127}	2.75×10^{-66}	3.20×10^{-167}	9.25×10^{-130}	8.88×10^{-16}	0	1.49×10^{-68}	1.62×10^{-15}
	标准差	1.83×10^{-126}	8.30×10^{-66}	0	5.02×10^{-129}	0	0	4.92×10^{-68}	7.89×10^{-15}
EBKA-3	平均值	0	8.64×10^{-299}	0	0	8.88×10^{-16}	0	3.06×10^{-288}	2.86×10^{-1}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	1.05×10^{-1}
EBKA	平均值	0	0	0	0	8.88×10^{-16}	0	0	3.91×10^{-15}
	标准差	0	0	0	0	0	0	0	5.38×10^{-15}

3.6 Wilcoxon 秩和检验

由于 Wilcoxon 秩和检验具有不依赖数据分布、对异常值的鲁棒性、适用于小样本数据,考虑相对差异,易于解释和理解等特点,所以在评估算法改进有效性时,可以帮助得到可靠的结果。Wilcoxon 秩和检验的结果用 p 值来表示,通常显著性水平为 0.05,当 p 值小于显著性水平,则认为两个算法具有显著差异,反之认为两种算法没有显著差异。本文将 EBKA 和其他 4 种算法在 6 个标准测试函数

上重复运行 30 次,收集这 5 种算法在不同测试函数上的性能指标形成独立的样本集合,然后利用样本集合进行 Wilcoxon 秩和检验来检测 EBKA 与其他 4 种算法是否存在明显差异。

在 6 个测试函数上,EBKA 与其他 4 种算法的秩和检验 P 值如表 5 所示。由表 5 可知,所有 P 值都小于 0.05,说明 EBKA 算法在以上 6 种测试函数下与原 BKA 算法、WOA、HHO、IPOA 具有明显差异,证明了改进算法的有效性。

表 5 秩和检验 P 值

Table 5 P-value of rank-sum test

算法	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₇	F ₈
BKA	1.21×10^{-12}	3.02×10^{-11}				
WOA	1.21×10^{-12}	3.02×10^{-11}				
HHO	1.21×10^{-12}	3.02×10^{-11}				
IPOA	1.21×10^{-12}	3.02×10^{-11}				

4 结 论

本文针对基本黑翅鸢算法(BKA)收敛速度慢,易陷入局部最优解等问题,引入了追踪猎物策略,提高算法全局搜索能力,加快收敛速度;在攻击阶段加入自适应 t 螺旋策略,防止算法陷入局部最优,平衡了全局搜索和局部搜索;在迁移阶段,黑翅鸢领导者失去领导作用时,引入 Levy 切线飞行策略,避免算法早熟收敛。在 8 种测试函数上 EBKA 算法通过与其他 5 种算法进行收敛性和寻优精度

对比,并测试 3 种改进策略的改进效果后。结果显示,提出的 EBKA 算法在单峰函数,多峰函数的收敛性能和寻优精度有明显提高。证明了 EBKA 具有很好的稳定性、收敛速度和全局寻优能力,改善了基本黑翅鸢算法的诸多问题。在后续工作中,尝试将 EBKA 算法应用到实际问题中,验证其实际应用效果。

参考文献

[1] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J].

- Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [2] HEIDARI A, MIRALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [3] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [4] TROJOVSKY P, DEGHANI M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications [J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.
- [5] 崔鸣, 靳其兵. 基于 Levy 飞行策略的灰狼优化算法[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(5): 948-952, 958. CUI M, JIN Q B. Gray wolf optimization algorithm based on Levy flight strategy[J]. Computer and Digital Engineering, 2022, 50(5): 948-952, 958.
- [6] 高猛, 曾宪文. 基于 Circle 映射和自适应 t 分布变异改进的鸚鵡优化算法[J]. 计算机与现代化, 2024(9): 69-73. GAO M, ZENG X W. Pelican optimisation algorithm based on Circle mapping and adaptive t-distribution variation[J]. Computer and Modernization, 2024(9): 69-73.
- [7] 蒋翱徽, 刘文红. 基于改进蜣螂优化算法的无人机三维路径规划[J/OL]. 电子测量技术, 1-9 [2024-10-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2175.tn.20240927.1522.192.html>. JIANG AO H, LIU W H. Three-dimensional path planning of UAV based on improved dung beetle optimization algorithm [J/OL]. Electronic Measurement Technology, 1-9 [2024-10-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2175.tn.20240927.1522.192.html>.
- [8] 王雨虹, 王志中, 付华, 等. 多策略改进麻雀算法与 Bi-LSTM 的变压器故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 87-97. WANG Y H, WANG ZH ZH, FU H, et al. Research on transformer fault diagnosis based on multi-strategy improved sparrow algorithm and Bi-LSTM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 87-97.
- [9] WANG J, WANG W C, HU X X, et al. Black-winged kite algorithm: A nature-inspired meta-heuristic for solving benchmark functions and engineering problems [J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(4): 1-53.
- [10] ZHAO H N, LI P, DUAN SH W, et al. Inversion of image-only intrinsic parameters for steel fibre concrete under combined rate-temperature conditions: An adaptively enhanced machine learning approach [J]. Journal of Building Engineering, 2024, 94, DOI: 10.1016/j.job.2024.109836.
- [11] MOHAMMADAZADEH A, MIRJALILI S. Eel and grouper optimizer: A nature-inspired optimization algorithm [J]. Cluster Computing, 2024: 1-42, DOI: 10.1007/s10586-024-04545-w.
- [12] 郑婷婷, 刘升, 叶旭. 自适应 t 分布与动态边界策略改进的算术优化算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(5): 1410-1414. ZHENG T T, LIU SH, YE X. Arithmetic optimization algorithm for improved adaptive t-distribution and dynamic boundary strategy [J]. Application Research of Computers, 2022, 39(5): 1410-1414.
- [13] ZHAO S, ZHANG T, MA S, et al. Sea-horse optimizer: A novel nature-inspired meta-heuristic for global optimization problems [J]. Applied Intelligence, 2023, 53: 11833-11860.
- [14] 李彦苍, 李一凡, 王钊, 等. 融合三维螺旋运动和混合反向学习策略的改进鸚鵡优化算法[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(11): 4607-4617. LI Y C, LI Y F, WANG ZH, et al. Improved pelican optimization algorithm based on three-dimensional spiral motion and hybrid reverse learning strategy [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(11): 4607-4617.
- [15] LAYEB A. Tangent search algorithm for solving optimization problems [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(11): 8853-8884.
- [16] 周玉, 房倩, 裴泽宣, 等. 基于切线飞行的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(1): 141-146. ZHOU Y, FANG Q, PEI Z X, et al. Sparrow search algorithm based on tangent flight [J]. Application Research of Computers, 2023, 40(1): 141-146.

作者简介

周建新, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能控制理论及应用。

E-mail: zhoujianxin1977@126.com

侯自川(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为电力设备状态检测与故障诊断。

E-mail: 1749087001@qq.com

李忠泽, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制与模式识别。

E-mail: 1403948145@qq.com