

控制与决策

Control and Decision

引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用

刘威, 牛英杰, 王东, 刘光伟, 马灵潇

引用本文:

刘威, 牛英杰, 王东, 刘光伟, 马灵潇. 引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 411–419.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0760>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法](#)

Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and one-dimensional oppositional learning based small hole imaging

控制与决策. 2021, 36(5): 1173–1180 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1362>

[基于自适应正态云模型的灰狼优化算法](#)

Grey wolf optimization algorithm based on adaptive normal cloud model

控制与决策. 2021, 36(10): 2562–2568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0233>

[混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm

控制与决策. 2021, 36(7): 1558–1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

[具有重组学习和混合变异的动态多种群粒子群优化算法](#)

Dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm with recombined learning and hybrid mutation

控制与决策. 2021, 36(12): 2871–2880 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0898>

引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用

刘威^{1,2†}, 牛英杰^{1,2}, 王东³, 刘光伟³, 马灵潇^{1,2}

(1. 辽宁工程技术大学理学院, 辽宁阜新 123000; 2. 辽宁工程技术大学智能工程与数学研究院, 辽宁阜新 123000; 3. 辽宁工程技术大学矿业学院, 辽宁阜新 123000)

摘要: 为提高黑猩猩优化算法的收敛速度、求解精度和局部极值逃逸能力, 提出一种引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法(HChOA)。首先, 结合ChOA实际设计新的非线性收敛因子平衡算法全局和局部搜索能力; 其次, 在黑猩猩群体中引入“相异度”的概念和“趋异斥似”的人工偏好权重, 以此优化黑猩猩位置更新公式, 增强迭代末期种群多样性的同时加快算法收敛速度; 最后, 提出一种改进的算术优化算法(IAOA)并融入ChOA中, 抽取部分黑猩猩个体执行IAOA优化策略, 避免因领导者陷入局部最优而导致群体搜索停滞时出现早熟收敛现象。通过8个标准测试函数在多种维度下的数值对比实验以及1个工程设计问题的求解, 综合分析验证了HChOA具有显著的优越性、稳定性和鲁棒性, 且具备工程应用价值。

关键词: 黑猩猩优化算法; 非线性收敛因子; 人工偏好权重; 算术优化算法; 工程设计优化; 相异度

中图分类号: TP18 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0760

引用格式: 刘威, 牛英杰, 王东, 等. 引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 411-419.

Hybrid chimp optimization algorithm with artificial preference weight and its application

LIU Wei^{1,2†}, NIU Ying-jie^{1,2}, WANG Dong³, LIU Guang-wei³, MA Ling-xiao^{1,2}

(1. College of Science, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 2. Institute of Intelligent Engineer and Mathematics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 3. College of Mines, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: A hybrid chimp optimization algorithm (HChOA) with artificial preference weight is proposed to improve the convergence speed, solution accuracy and local extreme escape ability of the chimp optimization algorithm. Firstly, combined with the actual situation of the ChOA, a new nonlinear convergence factor is designed for balancing global and local search capability. Secondly, the concept of “dissimilarity” and an artificial preference weight which can be described as “tendency difference and repulsion similarity” are introduced into the chimp population to optimize position update rule, enhance the population diversity at the end of iteration and accelerate the convergence speed of the algorithm. Finally, an improved arithmetic optimization algorithm (IAOA) and mixing into ChOA are proposed, we extract some chimp individuals to perform the IAOA optimization strategy to avoid group search stagnation and premature convergence caused by leader falling into local optimum. Through the numerical comparison experiments of 8 benchmark functions in various dimensions and the solution of one engineering design problem, the comprehensive analysis verifies that the HChOA has significant superiority, robusticity and the value of engineering application.

Keywords: chimp optimization algorithm; nonlinear convergence factor; artificial preference weight; arithmetic optimization algorithm; engineering design optimization; dissimilarity

0 引言

黑猩猩优化算法(chimp optimization algorithm, ChOA)是模拟黑猩猩群体狩猎时个体智能和性动机

简化出的一种优化技术^[1], 相较于其他群体智能算法, ChOA具备两大特点: 一是因黑猩猩狩猎职责不同, 采用差异性策略更新位置提高全局搜索能力; 二

收稿日期: 2022-05-04; 录用日期: 2022-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51974144); 辽宁省教育厅项目(LJKZ0340); 辽宁工程技术大学学科创新团队项目(LNTU20TD-01, LNTU20TD-07).

责任编辑: 夏元清.

†通讯作者. E-mail: lv8218218@126.com.

是社会激励机制和性动机影响它们在最后阶段的围捕行为,为模型化这一现象引入概率和混沌因子加快算法收敛速度.然而,ChOA 仍然存在求解精度低、收敛速度慢以及易陷入局部最优等不足.就目前而言,研究者们对其改进主要聚焦在以下几方面:

1) 优化初始种群质量.基于群体的智能优化算法在一定程度上受初始种群质量影响,为改善伪随机数容易产生劣质个体和群体分布不良问题,已有文献中采用高破坏性的多项式变异^[2]、混沌映射^[3]等增加初始种群多样性和质量.

2) 完善群体更新机制.ChOA 主体结构虽然精简,但形式单一缺乏针对性,导致全局优化能力受限和收敛速度缓慢.为此,文献[3]在最优位置使用凸透镜成像的反向学习策略产生反向解,提高算法的收敛精度和速度.

3) 协调全局与局部搜索.元启发式算法中普遍存在探索和开发两个阶段,如何有效平衡二者间的关系是极具挑战性的.文献[4]提出一种正-余弦黑猩猩优化算法SChOA,正弦、余弦函数被用于优化黑猩猩群体更新方式,解决探索和开发中低平衡的问题;文献[5]改进非线性收敛因子和引入自适应权重因子平衡算法搜索能力.

上述改进采用不同策略弥补ChOA 的缺陷均取得了明显成效,但算法对特定问题的优化精度仍有待进一步提升.因此,本文提出引入人工偏好权重并混合改进算术优化算法的黑猩猩优化算法(hybrid ChOA, HChOA).多组数值实验结果表明,HChOA 可有效改善ChOA 收敛慢、精度低等缺陷,算法竞争力得到明显提升,而且适用于求解实际工程优化问题.

1 基本黑猩猩优化算法ChOA

1.1 ChOA 设计思想

一般来说,黑猩猩经过驱逐、阻碍、追赶和攻击猎物完成狩猎.其驱逐和追赶行为用下式进行模拟:

$$D = |CX_p(t) - mX_{\text{chimp}}(t)|, \quad (1)$$

$$X_{\text{chimp}}(t+1) = X_{\text{chimp}}(t) - AD. \quad (2)$$

其中: t 为当前迭代次数; X_p 、 X_{chimp} 分别为猎物和黑猩猩的位置向量; D 表示黑猩猩与猎物间的距离; m 是性动机影响的混沌映射矢量; A 和 C 是两个系数向量,其计算式如下:

$$A = f(2r_1 - 1), \quad (3)$$

$$C = 2r_2, \quad (4)$$

$$m = \text{Chaotic_value}, \quad (5)$$

r_1 和 r_2 的值由rand函数在 $[0, 1]$ 之间随机生成, f 值随迭代进程从2.5衰减到0.

黑猩猩的能力和智力存在个体间差异,可划分为独立群体充当不同狩猎角色,即攻击者、阻碍者、驱逐者和追赶者.在抽象空间中猎物位置(最佳解决方案)是未知的,只能由4个优秀群体共同估计定位,其他黑猩猩则根据以上黑猩猩空间信息更新自身位置.黑猩猩逼停猎物并完成围捕的数学模型为

$$\begin{cases} D_A = |C_1X_A - m_1X|, X_1 = X_A - A_1D_A; \\ D_B = |C_2X_B - m_2X|, X_2 = X_B - A_2D_B; \\ D_C = |C_3X_C - m_3X|, X_3 = X_C - A_3D_C; \\ D_D = |C_4X_D - m_4X|, X_4 = X_D - A_4D_D; \end{cases} \quad (6)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3 + X_4}{4}. \quad (7)$$

其中: X 为当前黑猩猩个体的位置, X_A 、 X_B 、 X_C 和 X_D 分别表示四者的位置信息.

黑猩猩群体具有类似人类的社会激励机制,在狩猎最后阶段为获取社会支持和性等而无视其职责以一种混乱的方式争夺食物.原文依概率用混沌模型取代常规更新机制,数学表达如下:

$$X_{\text{chimp}}(t+1) = \begin{cases} X_p(t) - AD, \mu < 0.5; \\ \text{Chaotic_value}, \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

其中: $\mu \in [0, 1]$, Chaotic_value为混沌映射.

1.2 ChOA 的收敛性分析

由ChOA 的设计思想可知其隶属于随机搜索算法的范畴,故其收敛性可依据随机算法的收敛准则^[6]加以分析.首先,给出用于描述ChOA 的Markov 链模型的相关定义和定理.

定义1 设由不同角色黑猩猩位置构成的个体状态为 θ ,所有可能状态构成的黑猩猩状态空间为 $\Theta = \{\theta | \theta \in \mathbf{Y}\}$, \mathbf{Y} 为可行解空间.黑猩猩群状态由所有黑猩猩状态构成,表示为 $\varphi = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i)$,其中 $i = 1, 2, \dots, N_\varphi$, θ_i 为第 i 个黑猩猩状态, N_φ 为黑猩猩种群规模.进而黑猩猩群状态空间可表示为

$$\psi = \{\varphi = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i) | \theta_i \in \mathbf{Y}\}. \quad (9)$$

定义2 对于 $\varphi \in \psi$, $\theta \in \varphi$,黑猩猩群状态中包含黑猩猩状态的数目记为

$$\rho(\varphi, \theta) = \sum_{i=1}^{N_\varphi} \chi_{|\theta|}(\theta_i), \quad (10)$$

其中 $\chi_{|\theta|}$ 表示事件 θ 的示性函数.有两个黑猩猩群 $\varphi_1, \varphi_2 \in \psi$,对于 $\forall \theta \in \mathbf{Y}$,若有 $\rho(\varphi_1, \theta) = \rho(\varphi_2, \theta)$,则称 φ_1 和 φ_2 等价,记作 $\varphi_1 \sim \varphi_2$.由等价关系“ \sim ”诱导的黑猩猩群状态等价类记作 $L = \psi / \sim$,简称黑猩猩群等价类,其存在以下性质:

1) 某等价类 L 内任意黑猩猩群状态之间都是等价的,即 $\varphi_i \sim \varphi_j, \forall \varphi_i, \varphi_j \in L$;

2) L 内任意黑猩猩群状态与 L 外的任意黑猩猩群状态不等价, 即 $\varphi_i \not\sim \varphi_j, \forall \varphi_i \in L, \varphi_j \notin L$;

3) 任意两个不同等价类没有交集, 即 $L_1 \cap L_2 = \emptyset, \forall L_1 \neq L_2$.

定义3 对于 $\forall \theta_i \in \varphi, \theta_j \in \varphi$, 算法迭代中, 黑猩猩状态由 θ_i 一步转移到 θ_j , 记为 $T_\varphi(\theta_i) = \theta_j$.

定理1 ChOA 算法中, 黑猩猩状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率 $P(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j)$ 的表达式为

$$P(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} P_A(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j), & \text{取决攻击者;} \\ P_B(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j), & \text{取决阻碍者;} \\ P_C(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j), & \text{取决驱逐者;} \\ P_D(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j), & \text{取决追赶者;} \\ P_V(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j), & \text{取决混沌映射.} \end{cases}$$

证明 将黑猩猩群体视为超空间的一组点集, 则黑猩猩狩猎的更新过程即在超空间中进行点集之间的交换. 根据定义2和ChOA算法的几何性质, 可得攻击者状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率

$$P_A(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} \frac{1}{|-A_i D_A|}, & \theta_j \in [\theta_{A_i}, \theta_{A_i} - A_i D_A], \mu < 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

阻碍者状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率

$$P_B(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} \frac{1}{|-A_i D_B|}, & \theta_j \in [\theta_{B_i}, \theta_{B_i} - A_i D_B], \mu < 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

驱逐者状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率

$$P_C(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} \frac{1}{|-A_i D_C|}, & \theta_j \in [\theta_{C_i}, \theta_{C_i} - A_i D_C], \mu < 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

追赶者状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率

$$P_D(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} \frac{1}{|-A_i D_D|}, & \theta_j \in [\theta_{D_i}, \theta_{D_i} - A_i D_D], \mu < 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

社会激励机制下混沌模型导致的黑猩猩状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率

$$P_V(T_\varphi(\theta_i) = \theta_j) = \begin{cases} \frac{1}{|\theta_{\max} - \theta_{\min}|}, & \theta_j \in [\theta_{\min}, \theta_{\max}], \mu > 0.5; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

因ChOA算法基于不同角色黑猩猩间交流协作完成迭代寻优, 所以式(11)~(15)共同决定了黑猩猩状态由 θ_i 一步转移到 θ_j 的转移概率. \square

定义4 对于 $\forall \varphi_i \in \psi, \varphi_j \in \psi$, ChOA 迭代过程中, 黑猩猩群状态由 φ_i 转移到 φ_j , 记作 $T_\psi(\varphi_i) = \varphi_j$. 黑猩猩群状态由 φ_i 一步转移到 φ_j 的转移概率为

$$P(T_\psi(\varphi_i) = \varphi_j) = \prod_{k=1}^{N_\varphi} P(T_\varphi(\theta_{ik}) = \theta_{jk}), \quad (16)$$

即黑猩猩群内所有黑猩猩个体状态同时由 φ_i 一步转移到 φ_j 时构成黑猩猩群状态由 φ_i 一步转移到 φ_j 的概率.

定理2 ChOA 中黑猩猩状态序列 $\{\varphi(t) : t > 0\}$ 是有限齐次Markov链.

证明 该定理主要从Markov性、有限性、齐次性加以证明. 齐次Markov性即黑猩猩状态序列的转移概率 $P(T_\varphi(\varphi(t-1)) = \varphi(t))$ 只与 $t-1$ 时刻的状态有关, 而与时刻 $t-1$ 无关, 该性质由定理1可得证; 有限性即黑猩猩状态空间是有限的, 由于黑猩猩个体数量有限, 所以其状态空间亦有限. \square

上述研究建立了ChOA的Markov链模型, 该模型是研究ChOA算法收敛性的重要基础. 参考灰狼算法基于Markov链模型的收敛性证明过程^[7], 易证ChOA算法符合文献[7]中收敛准则的假设1和假设2, 且满足全局收敛的充要条件, 可知ChOA是全局收敛算法.

2 HChOA算法介绍

2.1 非线性收敛因子

参数非线性自适应调整策略在元启发式算法中发挥着不可小觑的作用, 也是学者们改进的热点. 在ChOA中, 取决于收敛因子 f 的距离控制系数 A 调控算法全局搜索和局部开发: 当 $|A| > 1$ 时, 黑猩猩被迫远离猎物, 从而扩大搜索范围进行全局勘探; 当 $|A| \leq 1$ 时, 黑猩猩逐渐逼近猎物潜在区域直至展开攻击完成局部开采. 由此可见, 收敛因子 f 间接制约着算法从探索到开发阶段的转变.

通常情况下, 改进的收敛因子遵循以下规律: 迭代前期衰减缓慢, 保持较大值以加强全局探索能力; 迭代后期快速衰减, 降为较小值以提高局部搜寻能力. 但是ChOA引入混沌因子 m , 多样化黑猩猩因性动机影响表现出的捕食行为, 此举虽然扰乱了黑猩猩

判断自身与猎物间的距离,但能够降低被猎物迷惑的可能性,即增大算法跳出局部极值的概率.因此,本文结合ChOA实际,为避免产生重复效应而设计了新的非线性递减公式

$$f = f_{\text{initial}} - f_{\text{final}} + \frac{(t - 2T)tf_{\text{initial}}}{T^2}. \quad (17)$$

其中: f_{initial} 为参数 f 的初始值 2.5, f_{final} 为最终值 0, t 和 T 分别为当前和最大迭代次数.

式(17)对应的曲线呈下凹型,如图1所示,前期衰减的变化率较大,即邻代黑猩猩间的步长收缩幅度增大,加快向猎物靠拢步伐;后期衰减平缓,变化率较小,保证黑猩猩有足够时间在猎物附近精细搜索.

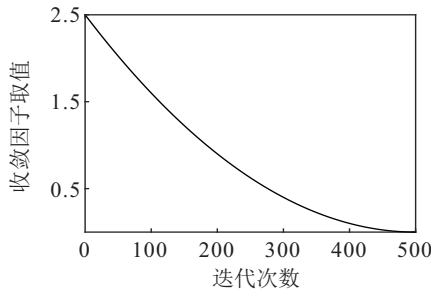


图1 改进的收敛因子变化曲线

2.2 人工偏好权重

基本ChOA中,其他黑猩猩根据攻击者、阻碍者、驱逐者和追赶者的平均位置调整自身位置,无差别地更新规则忽略了当前黑猩猩对不同领导者的偏好差异,搜索末期容易出现趋同现象.为解决这一问题并刻画黑猩猩对领导者的兴趣倾向,首先,在黑猩猩种群中引入“相异度”的概念.对于 n 维搜索空间,两个黑猩猩个体的相异度由 n 个特征共同决定,当且仅当每个特征完全一样时相异度为0,此时两个黑猩猩视为同一个体,否则相异度值通过逐维绝对特征差求和计算得到.此思想与距离度量中的曼哈顿距离相吻合, n 维向量 $a = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ 和 $b = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$ 的曼哈顿距离定义为

$$d(a, b) = \sum_k^n |x_{1k} - x_{2k}|. \quad (18)$$

其次,设定黑猩猩遵循“趋异斥似”的人工偏好权重更新下一代位置,即黑猩猩更偏向于与其相异度大的领导者,对相异度小的领导者有排斥行为.该机制能够有效缓解迭代末期严重同化的现象.

综上,位置更新式(7)修改后的表达式为

$$X(t+1) = \lambda_1 X_1 + \lambda_2 X_2 + \lambda_3 X_3 + \lambda_4 X_4. \quad (19)$$

其中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 分别为当前黑猩猩对攻击者、阻碍者、驱逐者和追赶者的偏好权重,其计算式如下:

$$\lambda_i = \frac{d_i}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4}, \quad (20)$$

d 表示由式(18)计算得到的相异度值.

2.3 混合改进的算术优化算法

鉴于ChOA群体更新模式单一,抵抗因领导者误导而陷入局部陷阱的能力不足,本文结合算术优化算法(AOA)^[8]思想,抽取种群20%个体利用乘、除策略和加、减策略更新位置.乘、除策略用于开拓ChOA未发掘的空间盲点,加、减策略辅助算法进一步提升寻优精度.为更好地发挥AOA优化性能,针对AOA固定依赖搜索区间的局限做出改进,改进后的AOA(IAOA)描述如下.

IAOA保留AOA的数学优化器加速函数(math optimizer accelerated, MOA)设计,以此控制启动不同优化策略时机.

$$\text{MOA}(t) = (\text{Max} - \text{Min}) \frac{t}{T} + \text{Min}. \quad (21)$$

其中: $\text{Max} = 1$ 为加速函数上界, $\text{Min} = 0.2$ 为加速函数下界.当 $r_3 > \text{MOA}$ 时,执行乘、除策略,即

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{best}}(t) \div (\text{MOP} + \varepsilon) \times g(X(t)), & r_4 < 0.5; \\ X_{\text{best}}(t) \times \text{MOP} \times g(X(t)), & r_4 > 0.5. \end{cases} \quad (22)$$

当 $r_3 < \text{MOA}$ 时,执行加、减策略,即

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{best}}(t) - \text{MOP} \times g(X(t)), & r_5 < 0.5; \\ X_{\text{best}}(t) + \text{MOP} \times g(X(t)), & r_5 > 0.5. \end{cases} \quad (23)$$

其中:数学优化器概率(math optimizer probability, MOP)通过下式自适应变化(α 取值为5):

$$\text{MOP}(t) = 1 - \left(\frac{t}{T}\right)^{1/\alpha}; \quad (24)$$

$g(\cdot)$ 表示一种映射关系,其将当前个体的空间位置信息通过正弦和余弦函数映射到一组 n 维向量,以此取代原始AOA依据搜索区间固定设置的乘子.这种改进操作一方面结合当前个体的空间布局,另一方面利用正弦和余弦函数的波动性增加计算结果的多样性.具体关系式如下:

$$g(X(t)) = \sin(X(t)) + \cos(X(t)). \quad (25)$$

2.4 HChOA 执行伪码

算法1 HChOA.

input: 种群规模 N , 维度 Dim , 最大迭代次数 T .

- 1) 随机初始化黑猩猩种群
- 2) while($t < T$)
- 3) 计算适应度并确定4个领导者位置
- 4) 抽取20%个体后执行IAOA流程

- 5) for 1: 0.8N
 - 6) 由式(3)、(4)和(17)更新参数 A 和 C
 - 7) 由式(18)计算当前黑猩猩分别与4个领导者的相异度
 - 8) 由式(19)和(20)更新黑猩猩位置
 - 9) end for
 - 10) for 1: 0.2N
 - 11) if ($r_3 > MOA$)
 - 12) 由式(22)更新黑猩猩位置
 - 13) else if ($r_3 \leq MOA$)
 - 14) 由式(23)更新黑猩猩位置
 - 15) end if
 - 16) end for
 - 17) $t = t + 1$
 - 18) end while
- output: 最优解 X_{best} , 最优适应度 $f(X_{best})$.

3 数值实验与结果分析

为测试本文改进策略的有效性和HChOA的优化能力,按单峰与多峰1:1的比例选取8个常用的基准测试函数,单峰函数: Sphere、Schwefel1.2、Rosenbrock、Quartic 考察算法收敛速度;多峰函数: Schwefel 2.26、Rastrigin、Criewank、Penalized 1 验证全局收敛能力. 通过多组实验全方位评价改进算法的性能. 实验环境为: 64位 Win10操作系统、11th Gen Intel (R) Core (TM) i5-11300H CPU、3.10 GHz 主频、16 GB 内存. 实验平台为: Matlab R2020a. 通用实验条

件设置为: 空间维度30, 种群规模30, 最大迭代次数500, 独立运行次数30.

3.1 改进策略有效性分析实验

3.1.1 非线性收敛因子对性能影响分析

参照文献[9-12]提出的参数非线性递减公式和本文设计的式(17)分别只改变ChOA中收敛因子 f 的衰减模式, 依次记为ChOA1~ChOA5, 其平均寻优进程如图2所示.

由图2可知: ChOA5无论在收敛速度还是收敛精度上都优于4种变体算法, 这得益于改进的非线性收敛因子在迭代初期较大幅的衰减加快了算法收敛速度, 从而更早地出现拐点; 而在迭代末期衰减缓慢, 为潜在最优解邻域内精细搜索提供了保障. 由此可见, 本文提出的改进非线性收敛因子对平衡算法探索与开发具有一定的帮助.

3.1.2 人工偏好权重对性能影响分析

将ChOA中只引入基于曼哈顿距离的偏好权重记为MDChOA, 结合文献[13-14]给出的权重分配方法和衍生而来的其他比例式提出基于适应度值的FChOA、基于欧式距离的EDChOA、基于步长欧式距离的SEDChOA、基于步长曼哈顿距离的SMDChOA. 上述算法在3个测试函数上的寻优对比曲线如图3所示.

由图3可知, MDChOA在函数 f_1 上兼具高精度和快收敛. 对于函数 f_6 和 f_8 , MDChOA虽然与其他算法均陷入局部最优, 但加快了寻找最优解的速度. 总

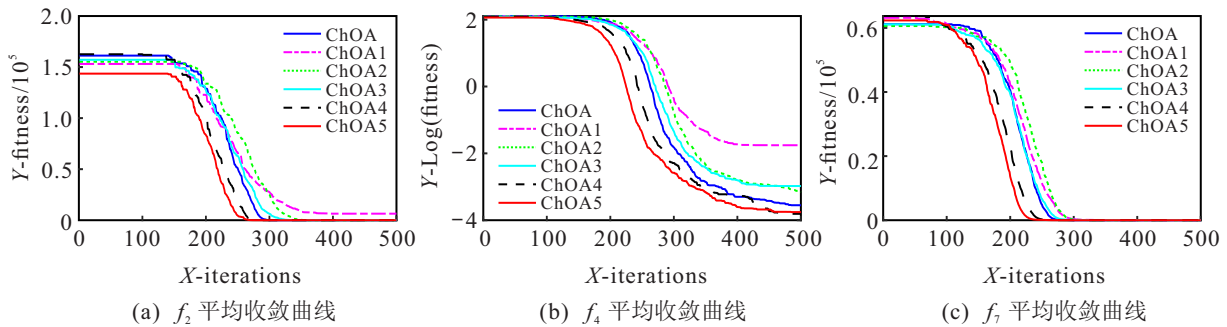


图2 基于不同收敛因子的ChOA收敛对比

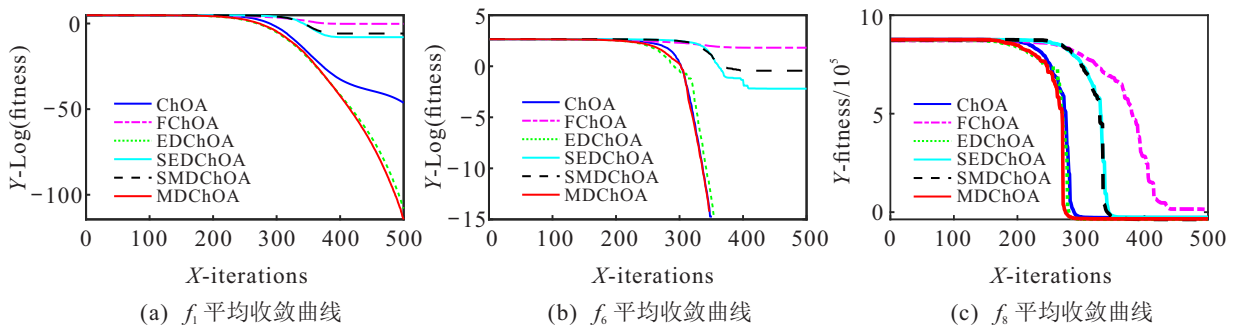


图3 基于不同权重的ChOA收敛对比

体看 MDChOA 在单/多峰函数上的收敛速度和寻优精度都略优于对比算法. 因此, 基于曼哈顿距离的人工偏好权重可提升算法寻优性能.

3.1.3 混合IAOA对性能影响分析

为了检验IAOA对ChOA性能提升的贡献程度, 将只混合IAOA的ChOA (IAOA-ChOA) 与基本算法进行实验对比, 数值结果见表1.

表1 ChOA和IAOA-ChOA的数值实验结果

函数	ChOA		IAOA-ChOA	
	平均值	标准差	平均值	标准差
f_1	6.63e-06	1.36e-05	0.00e+00	0.00e+00
f_2	6.39e+01	1.06e+02	0.00e+00	0.00e+00
f_3	2.89e+01	4.28e-02	2.84e+01	4.69e-01
f_4	1.80e-03	1.70e-03	3.06e-04	2.64e-04
f_5	-5.71e+03	5.25e+01	-7.53e+03	6.98e+02
f_6	1.47e+01	2.10e+01	0.00e+00	0.00e+00
f_7	3.18e-02	3.66e-02	0.00e+00	0.00e+00
f_8	4.79e-01	2.29e-01	1.57e-02	2.25e-02

由表1可明显发现, IAOA-ChOA对所有测试函数的平均寻优结果都小于ChOA, 说明混合IAOA不仅提高了求解单峰函数的精度, 而且能够帮助ChOA勘探更多未知区域, 摆脱局部极值的困扰. 从标准差

来看, IAOA-ChOA普遍低于ChOA, 表明IAOA不破坏ChOA稳定性的同时强化了算法稳定程度. 综上, 混合IAOA对改善算法性能具有突出贡献.

3.2 HChOA与ChOA系改进算法对比实验

为进一步验证3个改进策略融合后对ChOA性能改善的效果, 将基本黑猩猩算法和其改进算法 (SChOA、EChOA^[2]、SLWChOA^[3]) 进行对比实验. 对比算法的结果数据均取自相应文献, 由于测试函数选取存在差异, 对缺失的数据用NaN表示. 对比结果如表2所示. 由表2可知, 单峰函数中: 对于 f_1 和 f_2 , HChOA能够收敛至理论最优值, 其寻优速度和精度远超ChOA、SChOA和EChOA; 对于 f_3 和 f_4 ; HChOA平均优化水平较基本ChOA均有所改善, 并且斩获 f_3 最佳稳定性. 多峰函数中: 对于 f_6 和 f_7 , HChOA与SLWChOA性能相当均跳出局部干扰并精准捕获全局最优值; 对于 f_5 和 f_8 , HChOA的求解精度相比基本ChOA提升数个数量级, 尤其在 f_5 上最接近理论最优值. 以上结果表明: 3种策略组合形成的HChOA对单/多峰函数均具有较强的处理能力, 增强了原始算法的搜索效率和逃逸局部陷阱的概率, 且在有限适应度评估次数内同系改进算法中具有竞争力.

表2 ChOA系改进算法的对比结果(30D)

算法	f_1		f_2		f_3		f_4	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ChOA	6.63e-06	1.36e-05	6.39e+01	1.06e+02	2.89e+01	4.28e-02	1.80e-03	1.70e-03
SChOA	1.57e+03	5.68e+03	1.05e+03	2.25e+04	5.95e+05	1.00e+07	1.43e+00	5.77e+00
EChOA	1.22e-36	6.33e-36	4.31e-19	1.59e-18	1.04e+01	8.21e-01	1.09e-06	7.99e-07
SLWChOA	0.00e+00	0.00e+00	NaN	NaN	2.70e+01	3.17e-01	1.73e-05	1.21e-05
HChOA	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	2.84e+01	1.30e-01	1.03e-04	8.67e-05
算法	f_5		f_6		f_7		f_8	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
ChOA	-5.71e+03	5.25e+01	1.47e+01	2.10e+01	3.18e-02	3.66e-02	4.79e-01	2.29e-01
SChOA	-3.81e+03	1.80e+02	4.39e+01	7.77e+01	2.09e+01	8.30e+01	2.59e+06	3.31e+07
EChOA	NaN	NaN	1.41e-01	6.05e-01	3.10e-03	7.33e-03	7.45e-12	2.93e-12
SLWChOA	NaN	NaN	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	NaN	NaN
HChOA	-2.51e+04	4.65e+03	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	6.55e-06	8.84e-06

3.3 HChOA与其他元启发式算法对比实验

选取ABC^[15]、WOA^[16]、TLBO^[17]、BES^[18]、MPA^[19]、CSA^[20]和AOA算法从3种维度进行仿真对比实验及wilcoxon秩和检验. 算法参数设置参照原文献. 不同维度情形下的实验结果见表3, 其中“*”代表统计量 p 值小于0.05.

由表3可知: 每个算法各有千秋使得竞争十分

激烈, 但本文算法在多数测试函数上性能优异, 说明HChOA的普适性胜过对比算法. 同时, 随着搜索空间扩张, 8种算法求解精度均有不同程度损失, 而HChOA有效地克服了空间复杂度增加带来的搜索难问题, 仍维持较高的寻优精度, 甚至反超低维时的优势算法, 表明HChOA局部极值规避和全局探索能力总体强于对比算法, 兼备高维可扩展性.

表 3 8种算法结果对比

维度	函数	指标	ABC	WOA	TLBO	BES	MPA	CSA	AOA	HChOA
10D	f ₁	平均值	5.49e-06*	1.66e-77*	5.72e-101	3.09e-61*	4.12e-30*	8.59e-09*	0.00e+00	0.00e+00
		标准差	5.04e-06	5.55e-77	1.82e-100	1.67e-60	5.82e-30	3.65e-08	0.00e+00	0.00e+00
	f ₂	平均值	1.18e+02*	1.79e+02*	8.30e-45*	1.78e-27*	5.70e-14*	7.97e-01*	0.00e+00	0.00e+00
		标准差	5.57e+01	3.75e+02	2.90e-44	9.26e-27	1.64e-13	2.48e+00	0.00e+00	0.00e+00
	f ₃	平均值	8.67e+00	6.98e+00*	5.93e-01*	5.01e-01*	1.76e+00*	6.76e+01*	6.68e+00*	8.49e+00
		标准差	1.86e+00	6.13e-01	5.06e-01	9.32e-01	4.89e-01	1.10e+02	3.56e-01	4.96e-01
	f ₄	平均值	1.08e-02*	2.60e-03*	5.26e-04*	4.93e-04*	7.54e-04*	6.36e-01	6.24e-05*	1.12e-04
		标准差	4.60e-03	3.40e-04	2.85e-04	2.77e-04	4.34e-04	2.46e-01	5.06e-05	8.68e-05
	f ₅	平均值	-2.88e+03	-3.31e+03*	-3.53e+03*	-2.94e+03	-3.55e+03	-2.89e+03*	-2.92e+03	-2.76e+03
		标准差	1.64e+02	5.97e+02	2.17e+02	3.96e+02	1.69e+02	7.29e+02	3.17e+02	4.25e+02
	f ₆	平均值	2.69e+01*	1.45e+00	3.81e+00*	6.42e+00*	9.68e-12*	9.51e+00*	0.00e+00	0.00e+00
		标准差	4.76e+00	7.96e+00	1.87e+00	6.15e+00	5.30e-11	6.58e+00	0.00e+00	0.00e+00
	f ₇	平均值	4.07e-01*	1.23e-01*	6.20e-03*	6.83e-02*	4.84e-16*	3.05e-01*	1.46e-13*	0.00e+00
		标准差	7.78e-02	2.26e-01	1.40e-02	1.00e-01	2.59e-15	1.65e-01	8.03e-13	0.00e+00
	f ₈	平均值	2.49e-05*	1.02e-02*	9.32e-31*	3.11e-02*	1.25e-11*	5.46e-01*	3.93e-02*	6.23e-06
		标准差	3.65e-05	1.56e-02	4.49e-30	9.49e-02	1.01e-11	7.59e-01	6.06e-02	4.48e-06
30D	f ₁	平均值	1.96e+01*	6.86e-73*	4.35e-83*	2.13e-40*	4.77e-23*	1.59e+01*	2.71e-39*	0.00e+00
		标准差	7.54e+00	3.74e-72	9.73e-83	6.60e-40	5.59e-23	1.44e+01	1.48e-38	0.00e+00
	f ₂	平均值	3.45e+04*	4.48e+04*	1.15e-17*	8.29e-07*	7.13e-05*	2.10e+03*	6.50e-03*	0.00e+00
		标准差	4.31e+03	1.47e+04	3.88e-17	3.43e-06	1.10e-04	1.07e+03	1.33e-02	0.00e+00
	f ₃	平均值	2.06e+05*	2.80e+01*	2.46e+01*	2.21e+01*	2.52e+01*	1.67e+03*	2.84e+01*	2.84e+01
		标准差	1.13e+05	5.61e-01	4.83e-01	1.21e+00	4.67e-01	2.05e+03	3.10e-01	1.30e-01
	f ₄	平均值	3.60e-01*	3.50e-03*	1.20e-03*	1.50e-03*	1.30e-03*	7.08e-01*	7.67e-05	1.79e-04
		标准差	1.14e-01	4.20e-03	4.39e-04	1.30e-03	6.89e-04	2.51e-01	8.53e-05	8.14e-05
	f ₅	平均值	-4.90e+03*	-1.01e+04*	-7.73e+03	-5.36e+03*	-8.81e+03*	-7.05e+03*	-5.21e+03*	-1.03e+04
		标准差	3.44e+02	1.65e+03	8.88e+02	6.89e+03	4.51e+02	2.13e+03	2.96e+02	1.27e+03
	f ₆	平均值	2.33e+02*	5.68e-15	1.15e+01*	3.91e+01*	0.00e+00	3.58e+01*	0.00e+00	0.00e+00
		标准差	1.77e+01	2.28e-14	7.56e+00	5.61e+01	0.00e+00	8.70e+00	0.00e+00	0.00e+00
	f ₇	平均值	1.21e+00*	1.15e-02*	1.61e-06	5.85e-06	0.00e+00	2.03e+00*	1.26e-01*	0.00e+00
		标准差	1.27e-01	3.57e-02	8.87e-06	3.20e-05	0.00e+00	5.81e-01	8.51e-02	0.00e+00
	f ₈	平均值	1.93e+05*	1.82e-02*	8.46e-08	1.04e-02*	1.54e-04*	8.48e+00*	5.50e-01*	6.55e-06
		标准差	2.07e+05	8.50e-03	4.12e-07	3.16e-02	8.46e-04	3.58e+00	4.98e-02	8.84e-06
100D	f ₁	平均值	8.08e+04*	1.01e-70*	3.96e-76*	2.50e-27*	1.44e-19*	5.40e+03*	2.49e-02*	0.00e+00
		标准差	6.62e+03	4.02e-70	6.68e-76	6.33e-27	1.27e-19	1.23e+03	9.63e-03	0.00e+00
	f ₂	平均值	4.47e+05*	1.11e+06*	3.66e-07*	5.43e-01*	1.51e+01*	4.51e+04*	7.98e-01*	0.00e+00
		标准差	4.81e+04	3.57e+05	5.51e-07	1.33e+01	2.36e+01	1.50e+04	7.10e-01	0.00e+00
	f ₃	平均值	3.75e+08*	9.81e+01*	9.64e+01*	9.63e+01*	9.71e+01*	5.79e+05*	9.88e+01*	9.80e+01
		标准差	5.27e+07	1.84e-01	9.03e-01	7.93e-01	7.55e-01	2.64e+05	7.44e-02	5.47e-02
	f ₄	平均值	5.02e+02*	5.60e-03*	1.50e-03*	2.40e-03*	1.80e-03*	3.41e+00*	7.79e-05*	1.03e-04
		标准差	5.24e+01	7.90e-03	4.56e-04	2.30e-03	9.99e-04	8.33e-01	5.41e-05	8.67e-05
	f ₅	平均值	-9.18e+03*	-2.49e+04*	-1.87e+04*	-9.66e+03*	-2.45e+04	-2.07e+04*	-1.00e+04*	-2.51e+04
		标准差	7.06e+02	5.43e+03	3.25e+03	1.68e+03	1.30e+03	6.03e+03	7.37e+02	4.65e+03
	f ₆	平均值	1.25e+03*	0.00e+00	0.00e+00	2.18e+01*	0.00e+00	3.16e+02*	0.00e+00	0.00e+00
		标准差	4.29e+01	0.00e+00	0.00e+00	1.19e+02	0.00e+00	4.46e+01	0.00e+00	0.00e+00
	f ₇	平均值	7.39e+02*	0.00e+00	0.00e+00	3.45e-06*	0.00e+00	1.34e+02*	6.07e+02*	0.00e+00
		标准差	6.21e+01	0.00e+00	0.00e+00	1.89e-05	0.00e+00	2.98e+01	1.50e+02	0.00e+00
	f ₈	平均值	1.24e+09*	4.67e-02*	2.35e-02*	3.70e-03*	4.17e-02*	2.79e+02*	9.05e-01*	2.59e-05
		标准差	2.03e+08	3.40e-02	7.40e-03	3.50e-03	8.50e-03	1.08e+03	2.50e-02	1.25e-04

3.4 HChOA的高维收敛性分析实验

本节在300维搜索空间中追踪并记录9种算法每次迭代后获得的最优适应度,通过对比变化曲线分

析高维收敛性能.图4展示了30次实验的平均收敛曲线.对于单峰函数,HChOA高速搜寻解空间且在中期捕捉到最优解;对于多峰函数,HChOA前期仍保

持快速探索,后期成功逃逸个别局部极值收敛至比其他算法更优的目标值. 总体表现说明HChOA较好地

兼顾了收敛速度和收敛精度,并且有效缓解了早熟收敛问题.

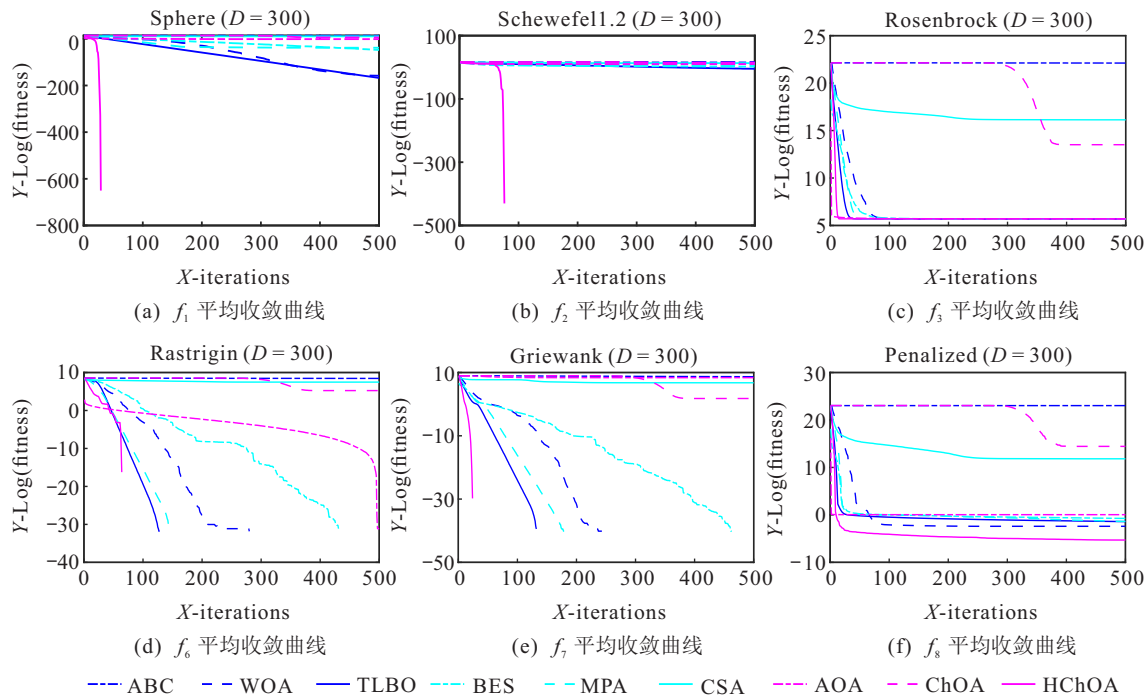


图4 9种算法高维寻优曲线对比

4 焊接梁设计优化应用

现实中的工程设计问题大部分可转化为数值优化问题求解,复杂的物理结构及硬性限制条件使得这类优化问题具有非线性、强约束的特征,且实际工程问题中的设计变量往往不依赖于零,因此适用于测试智能优化算法的非线性寻优和全局最优收敛能力.

焊接梁设计问题是众多工程算例中较为常见的一个最小化问题,其目标旨在优化给定的变量以期制造成本降到最低,其完整的数学模型参见文献[8]. 为了验证本文改进算法的工程应用性能,将HChOA与已发表文献中的算法对焊接梁设计问题进行优化. 为尽量保证对比实验的客观性,部分算法的实验结果直接来自参考文献并在表4中标注.

表4 各算法对焊接梁设计问题的求解结果

算法	h	l	t	b	$f(\bar{x})$
GA	0.2489	6.1730	8.1789	0.2533	2.4331
PSO	0.2023	3.5442	9.0334	0.2061	1.7334
GWO	0.2056	3.4783	9.0368	0.2057	1.7262
WOA	0.2085	3.1925	8.7359	0.2201	1.7440
MVO	0.2054	3.4731	9.0445	0.2056	1.7264
ChOA	0.1979	3.3125	9.4050	0.2088	1.7762
CSA ^[20]	0.1821	3.8570	10.000	0.2024	1.8799
AOA ^[8]	0.1945	2.5709	10.000	0.2018	1.7164
CPSO ^[8]	0.2023	3.5442	9.0482	0.2057	1.7280
HSSAHHO ^[4]	0.2057	3.4705	9.0367	0.2057	1.7248
SChOA ^[4]	0.2057	3.4705	9.0306	0.2056	1.7229
IChOA ^[5]	0.2038	3.4713	9.0300	0.2060	1.7228
HChOA	0.1942	3.2807	9.0499	0.2059	1.6852

由表4可知:HChOA在众多竞争算法中脱颖而出,突破了新近算法解决焊接梁设计问题的最优下限,得到相对更优的设计方案. 由此,从工程算例的角度进一步验证了HChOA算法可行且有效的寻优机制和现实问题的应用价值.

5 结论

针对黑猩猩优化算法求解高维复杂函数和实际工程问题时收敛慢、精度低、全局优化能力不足等缺陷,通过改变收敛因子 f 递减方式和引入基于相异度的人工偏好权重对黑猩猩群体位置更新模型优化处理,另外分配20%的黑猩猩执行AOA的搜寻策略,同时为规避AOA固定依赖搜索区间的弊端,提出用正弦和余弦函数映射当前个体所在空间位置信息,取代AOA中由区间向量决定的乘子. 数值实验结果表明,HChOA较新进元启发式算法具有显著优越性和优异的高维可扩展性,兼具工程应用前景.

参考文献(References)

[1] Khishe M, Mosavi M R. Chimp optimization algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149: 113338.

[2] Jia H M, Sun K J, Zhang W Y, et al. An enhanced chimp optimization algorithm for continuous optimization domains[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(1): 65-82.

[3] 何庆, 罗仕航. 混合改进策略的黑猩猩优化算法及其

- 机械应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 354-364.
(He Q, Luo S H. Chimp optimization algorithm based on hybrid improvement strategy and its mechanical application[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(2): 354-364.)
- [4] Kaur M, Kaur R, Singh N, et al. SChOA: A newly fusion of sine and cosine with chimp optimization algorithm for HLS of datapaths in digital filters and engineering applications[J]. *Engineering with Computers*, 2022, 38(2): 975-1003.
- [5] 刘成汉, 何庆. 融合多策略的黄金正弦黑猩猩优化算法[J]. 自动化学报, DOI: 10.16383/j.aas.c210313.
(Liu C H, He Q. Golden sine chimp optimization algorithm integrating multiple strategies[J]. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c210313.)
- [6] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
(Zeng J C, Jie J, Cui Z H. Particle swarm optimization algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2004.)
- [7] 张孟健, 龙道银, 王霄, 等. 基于马尔科夫链的灰狼优化算法收敛性研究[J]. 电子学报, 2020, 48(8): 1587-1595.
(Zhang M J, Long D Y, Wang X, et al. Research on convergence of grey wolf optimization algorithm based on Markov chain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(8): 1587-1595.)
- [8] Abualigah L, Diabat A, Mirjalili S, et al. The arithmetic optimization algorithm[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2021, 376: 113609.
- [9] 伍铁斌, 桂卫华, 阳春华, 等. 用对数函数描述收敛因子的改进灰狼优化算法及其应用[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2018, 49(4): 857-864.
(Wu T B, Gui W H, Yang C H, et al. Improved grey wolf optimization algorithm with logarithm function describing convergence factor and its application[J]. *Journal of Central South University: Science and Technology*, 2018, 49(4): 857-864.)
- [10] 魏政磊, 赵辉, 李牧东, 等. 控制参数值非线性调整策略的灰狼优化算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(3): 68-72.
(Wei Z L, Zhao H, Li M D, et al. A grey wolf optimization algorithm based on nonlinear adjustment strategy of control parameter[J]. *Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2016, 17(3): 68-72.)
- [11] 龙文, 伍铁斌. 协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1749-1757.
(Long W, Wu T B. Improved grey wolf optimization algorithm coordinating the ability of exploration and exploitation[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(10): 1749-1757.)
- [12] 蔡国伟, 刘旭, 张旺, 等. 基于改进灰狼优化算法的分布式电源优化配置[J]. 太阳能学报, 2019, 40(1): 134-141.
(Cai G W, Liu X, Zhang W, et al. Optimal configuration of distributed generation based on improved grey optimization algorithm[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2019, 40(1): 134-141.)
- [13] Topcuoglu H, Hariri S, Wu M Y. Performance-effective and low-complexity task scheduling for heterogeneous computing[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2002, 13(3): 260-274.
- [14] Zheng Q, Veeravalli B, Tham C K. On the design of fault-tolerant scheduling strategies using primary-backup approach for computational grids with low replication costs[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2009, 58(3): 380-393.
- [15] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- [16] Long W, Wu T B, Jiao J J, et al. Refraction-learning-based whale optimization algorithm for high-dimensional problems and parameter estimation of PV model[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 89: 103457.
- [17] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. *Computer-Aided Design*, 2011, 43(3): 303-315.
- [18] Alsattar H A, Zaidan A A, Zaidan B B. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53(3): 2237-2264.
- [19] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113377.
- [20] Braik M S. Chameleon swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for solving engineering design problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 174: 114685.

作者简介

刘威(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事深度神经网络、机器学习等研究, E-mail: lv8218218@126.com;

牛英杰(1998—), 男, 硕士生, 从事智能优化与机器学习、深度神经网络等研究, E-mail: niu_yj7920@163.com;

王东(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事露天矿开采设计理论、矿业系统工程等研究, E-mail: lntu_wd@163.com;

刘光伟(1981—), 男, 教授, 博士生导师, 从事露天矿开采设计理论、矿业系统工程等研究, E-mail: liu_guangwei@yeah.net;

马灵潇(1998—), 女, 硕士生, 从事智能优化与机器学习、深度神经网络等研究, E-mail: 2806617295@qq.com.