

基于多种策略改进的小龙虾优化算法

徐 勇¹ 赵文贺¹
XU Yong ZHAO Wenhe

摘 要

针对传统小龙虾优化算法易早熟收敛、全局搜索能力弱及寻优精度不足等问题,文章创新性地提出了一种融合多种优化策略,对小龙虾优化算法加以改进的方法。首先,采用 Logistic-tent 混沌映射机制来完成种群初始位置的设定,有效提升种群初始位置分布的随机性;其次,使用及时信息同步反向学习机制来更新个体位置,加速搜索效率并提高解的质量;最后,对最优位置进行 Nelder-Mead 单纯形法扰动,增强了算法局部开发的能力。基于 CEC2020 部分测试集进行验证,并与其他群体智能优化算法进行对比,实验结果表明改进的小龙虾优化算法(ICOA)的性能有显著提高。

关键词

小龙虾优化算法; Logistic-tent 混沌映射; 反向学习; Nelder-Mead 单纯形法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.008

0 引言

近年来,群智能算法^[1]凭借其鲁棒性强、寻优效率高等优势快速发展,诸多学者不断开发新的元启发式算法以应对各类问题。例如, Jia 等人^[2]提出了一种新颖的群智能优化算法——小龙虾优化算法(COA),是一种模拟小龙虾避

暑、竞争和觅食行为的元启发式优化算法,在工程优化及路径规划等领域展现出巨大潜力,但仍然存在早熟收敛、全局搜索能力不足等缺陷。为进一步提升算法的性能,国内外学者对此也提出了相应的改进方法,李宏宇等人^[3]通过混沌映射和精英策略优化种群分布及解空间探索,并设计维度差异进食策略以提升精度;易锌鑫等人^[4]通过引入 Tent-Logistic-Cosine 混沌映射优化种群初始化,采用非线性收敛因子加速

1. 吉林建筑大学电气与计算机学院 吉林长春 130119

[12] MUSAELIAN A, BATZNER S, JOHANSSON A, et al. Learning local equivariant representations for large-scale atomistic dynamics[J/OL]. Nature communications, 2023[2025-05-13].<https://www.nature.com/articles/s41467-023-36329-y>.

[13] FUCHS F, WORRALL D, FISCHER V, et al. SE (3)-transformers: 3D roto-translation equivariant attention networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 1970-1981.

[14] UNKE O T, CHMIELA S, GASTEGGER M, et al. SpookyNet: learning force fields with electronic degrees of freedom and nonlocal effects[J]. Nature communications, 2021, 12(1): 7273.

[15] THÖLKE P, DE FABRITIIS G. TorchMD-Net: equivariant transformers for neural network based molecular potentials[EB/OL].(2022-04-23)[2025-04-23].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.02541>.

[16] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[EB/OL].(2023-08-02)[2025-06-12].<https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.

[17] CHMIELA S, SAUCEDA H E, POLTAVSKY I, et al. sGDML: constructing accurate and data efficient molecular force fields using machine learning[J]. Computer physics communications, 2019, 240: 38-45.

[18] CHRISTENSEN A S, VON LILIENFELD O A. On the role of gradients for machine learning of molecular energies and forces[J]. Machine learning: science and technology, 2020, 1(4): 45018.

[19] DEVEREUX C, SMITH J S, HUDDLESTON K K, et al. Extending the applicability of the ANI deep learning molecular potential to sulfur and halogens[J]. Journal of chemical theory and computation, 2020, 16(7): 4192-4202.

【作者简介】

郑景峰(1999—),男,山东德州人,硕士研究生,研究方向:计算机应用技术。

(收稿日期: 2025-05-05 修回日期: 2025-10-14)

收敛, 新增环境随机指向机制增强全局搜索能力, 最终结合 Otsu 法实现更高效精准的植物病害图像分割。

本研究提出改进的小龙虾优化算法 (ICOA), 从以下 3 个方面进行优化:

(1) 为解决小龙虾优化算法在初始化过程中种群分布不均这一难题, 通过采用 Logistic-tent 混沌映射机制对种群进行初始化, 既提高了算法的遍历性, 也显著提升了其寻优能力。

(2) 在小龙虾优化算法的个体位置更新阶段使用即时信息同步反向学习机制, 利用当前群体的信息来生成一个可能更优的解, 并尝试用这个新解代替原来的解, 从而提高小龙虾的搜索效率和解的质量, 加快收敛速度。

(3) 为了避免陷入局部最优解的困境, 对最优位置应用了 Nelder-Mead 单纯形法扰动, 从而增强了算法局部搜索的能力, 在保持原有算法优点的同时, 进一步提升了其解决问题的效率和效果。实验表明, ICOA 在解的质量与收敛性能上优于主流对比算法。

1 小龙虾优化算法

小龙虾优化算法是 2023 年提出的一种元启发式优化算法, 该算法的设计灵感来源于淡水小龙虾在自然环境中的生存行为模式, 具体模拟了其避暑、竞争和觅食 3 种典型行为, 在实际的执行过程中, 小龙虾优化算法被清晰地划分为 3 个有序阶段, 依次为避暑阶段、竞争阶段和觅食阶段, 通过逐步推进 3 个阶段来实现优化求解目标。

其运行机制由环境温度调控: 当温度过高时, 算法根据洞穴内是否存在其他个体, 分别进入避暑或竞争阶段; 温度适宜时则触发觅食阶段, 此时小龙虾依据食物体积选择直接进食或切碎进食, 摄食量同步影响行为决策。通过温度变量平衡算法的探索与开发能力, COA 展现出快速收敛和高效获取优质适应度值的特性。

1.1 初始化阶段

在多维优化中, 每只小龙虾被视为一个 $1 \times \text{dim}$ 的矩阵, 其中每列矩阵对应一个具体问题的解决方案。COA 的初始化过程是指在上下界之间随机生成 N 组候选解 X 。其中, N 代表种群大小、 dim 则代表种群维数。COA 的初始化公式为:

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_M] \quad (1)$$

$$X_{ij} = \text{lb}_j + (\text{ub}_j - \text{lb}_j) \times \text{rand} \quad (2)$$

式中: lb_j 表示第 j 维的下界; ub_j 表示第 j 维的上界; rand 表示在 $[0,1]$ 的随机数。

1.2 定义温度和觅食量

小龙虾的行为受温度调控, 温度的定义用公式表示为:

$$\text{temp} = \text{rand} \times 15 + 20 \quad (3)$$

当温度超过 30°C , 小龙虾会进入避暑栖息地。当温度范

围在 $15 \sim 30^\circ\text{C}$ 内, 25°C 为最好, 小龙虾就会触发觅食行为, 其摄食量随温度呈正态分布。小龙虾摄食量的数学模型及不同温度对应的摄食量用公式表示为:

$$p = C_1 \times \left(\frac{1}{\sqrt{2 \times \pi} \times \sigma} \times \exp \left(-\frac{(\text{temp} - \mu)^2}{2\sigma^2} \right) \right) \quad (4)$$

式中: temp 表示小龙虾所在环境的温度; μ 表示小龙虾的最佳生存温度 25°C ; C_1 和 σ 表示调控不同温度条件下小龙虾的摄食水平。

1.3 避暑阶段

气温在 30°C 以上的时候, 小龙虾就进洞消暑。洞穴表示为:

$$X_{\text{shade}} = (X_G + X_L) / 2 \quad (5)$$

式中: X_G 表示迭代过程中发现的最优解位置; X_L 表示此刻种群中的最优位置。

当生成的随机数 $\text{rand} < 0.5$ 时, 表明不存在小龙虾个体间的洞穴竞争行为, 个体将依据公式描述的规则向洞穴位置移动, 以此进行避暑行为:

$$X_{ij}^{t+1} = X_{ij}^t + C_2 \times \text{rand} \times (X_{\text{shade}} - X_{ij}^t) \quad (6)$$

式中: t 表示当前的迭代次数; $t+1$ 表示下一代周期; C_2 表示一个呈递减趋势的曲线参数:

$$C_2 = 2 - (t/T) \quad (7)$$

式中: T 代表最大的迭代次数。

1.4 竞争阶段

当气温超过 30°C 且随机数 rand 不小于 0.5 时, 表明该洞穴也被其他小龙虾选中作为避暑场所。此时, 小龙虾们会争夺洞穴。用公式表示为:

$$X_{ij}^{t+1} = X_{ij}^t - X_{zj}^t + X_{\text{shade}} \quad (8)$$

$$z = \text{round}(\text{rand} \times (N - 1)) + 1 \quad (9)$$

式中: N 表示小龙虾种群的总个体数; z 表示种群中的一个随机选取的个体。

1.5 觅食阶段

当温度处于 30°C 以下时, 小龙虾进入觅食状态, 根据食物的大小来选择直接进食或切碎后通过步足交替抓取进食。食物所处的位置记为 X_{food} , 具体可表示为 $X_{\text{food}} = X_G$, 食物的大小定义为:

$$Q = C_3 \times \text{rand} \times (\text{fitness}_i / \text{fitness}_{\text{food}}) \quad (10)$$

式中: 参数 C_3 被定义为食物因子, 代表最大的食物尺寸, 其值为 3; fitness_i 代表第 i 只小龙虾对应的适应度值; $\text{fitness}_{\text{food}}$ 代表食物对应的适应度值。

若食物的尺寸 $Q > (C_3 + 1) / 2$ 时, 意味着食物体积过大。此时, 小龙虾通过公式撕碎食物:

$$X_{\text{food}} = \exp \left(-\frac{1}{Q} \right) \times X_{\text{food}} \quad (11)$$

当小龙虾把食物撕碎后,会借助第二、三足交替进行夹取动作来完成摄食动作。式(12)运用正弦函数与余弦函数结合的数学模型,以此来模拟这种交替进食的行为机制。

$$X_{ij}^{t+1} = X_{ij}^t + X_{\text{food}} \times p \times (\cos(2 \times \pi \times \text{rand}) - \sin(2 \times \pi \times \text{rand})) \quad (12)$$

若食物的尺寸 $Q \leq (C_3+1)/2$ 时,小龙虾便只需朝着食物所在的位置移动并直接进食,相应的计算公式为:

$$X_{ij}^{t+1} = (X_{ij}^t - X_{\text{food}}) \times p + p \times \text{rand} \times X_{ij}^t \quad (13)$$

2 改进的小龙虾优化算法

2.1 Logistic-tent 映射初始化种群

传统 COA 采用随机初始化易导致种群分布不均,影响其遍历性。混沌映射因兼具随机性、遍历性及规律性,常被用于优化种群多样性。对比 Circle、Logistic、Bernoulli 及 Logistic-tent 四种模型(如图 1 所示),Logistic-tent^[5] 在 [0,1] 区间分布最均匀,能有效覆盖搜索空间,其融合 Logistic 的复杂动力学特性与 Tent 的快速迭代优势,尤其适合大规模序列的生成,显著提升算法全局寻优能力。

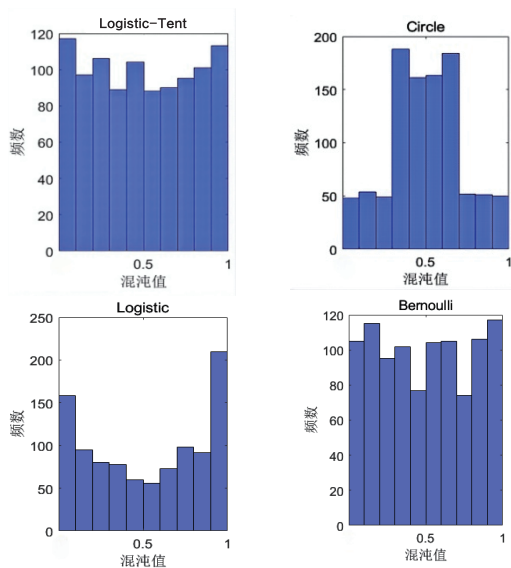


图 1 初始化分布直方图

因此,本文采用 Logistic-tent 混沌映射机制,用公式表示为:

$$x_{n+1} = \begin{cases} \left[rx_n(1-x_n) + \frac{(4-r)x_n}{2} \right] \bmod 1 & x_n < 0.5 \\ \left[rx_n(1-x_n) + \frac{(4-r)(1-x_n)}{2} \right] \bmod 1 & x_n \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

式中:混沌轨道状态值范围为 (0, 1); x_n 为第 n 个混沌数; n 为迭代次数; r 为实数, $r \in [0, 4]$; mod 1 为取余。

个体的初始位置的生成借助了 Logistic-Tent 混沌映射机制,该机制用公式表示为:

$$X_i^{\text{begin}} = lb_j + x_{n+1} \times (ub_j - lb_j) \quad (15)$$

式中: X_i^{begin} 为个体 X_i 在解空间中的初始位置; x_{n+1} 为 Logistic-tent 混沌映射的变量。

2.2 及时信息同步反向学习机制

反向学习策略^[6] (OBL) 利用解与其反向解之间的对称性,通过在搜索过程中同时考虑当前解及其反向解来提高算法的收敛速度和寻优能力。该策略已成功应用于麻雀搜索算法 (SSA)^[7]、蝴蝶优化算法 (BOA)^[8] 等。针对传统 COA 早熟收敛、全局搜索弱等问题,本文在觅食阶段后引入及时信息同步反向学习机制,这个机制通过计算所有新位置的平均数 x_i , 然后随机选择一个位置 x_h , 并与当前位置 X_{ij}^{t+1} 比较,用公式表示为:

$$x_i = \text{mean}(x_{\text{new}}) \quad (16)$$

$$x_h = r_{\text{rand}} \times [x_i + x_{\text{best}}] - X_{ij}^{t+1} \quad (17)$$

如果 x_h 的适应度更好,则更新 X_{ij}^{t+1} :

$$X_{ij}^{t+1} = x_h \quad (18)$$

式中: x_i 为所有个体更新后的位置 x_{new} 的平均值; x_h 为通过及时信息同步反向学习机制生成的新解; x_{best} 为全局最优位置; X_{ij}^{t+1} 为原始解; r_{rand} 为 (0, 1) 中的随机数。

2.3 Nelder-Mead 单纯形法

Nelder-Mead 单纯形法^[9] (Nelder-Mead Simplex) 以局部搜索能力强著称,常用于多维无约束优化。本文将其与小龙虾优化算法 (COA) 融合,在保留 COA 全局搜索优势的同时,通过扰动群体历史最优解实现精细局部开发。近年来,单纯形法因其优良的局部搜索性能,逐渐被引入到多种全局优化算法中^[10]。例如,研究者已将其和黑翅鸢优化算法^[11] 相结合。其核心机制是构建 $D+1$ 顶点单纯形 (D 为问题维度),通过反射 (α)、扩张 (γ) 和收缩 (β) 系数迭代更新顶点:若找到更优解则替换当前顶点,否则缩小单纯形,逐步逼近最优解。

在 ICOA 的每次迭代结束时,使用 fminsearch 函数 (Nelder-Mead simplex) 对当前找到的最优位置进行局部搜索,以进一步优化解,不仅不会改变原始小龙虾优化算法的更新原理公式,使得小龙虾优化算法在迭代前期具有较好的全局开发能力,在迭代后期具有较好的局部搜索能力,从而加快小龙虾优化算法的收敛速度。改进的 ICOA 算法流程图如图 2 所示。

3 算法的性能测试与分析

本研究的仿真环境基于 Windows11 (64 bit) 操作系统及 Matlab R2022b 平台,选用了包括灰狼优化算法 (GWO)、蜣螂优化算法 (DBO)、非洲秃鹫优化算法 (AVOA)、斑马优化算法 (ZOA)、蛛蜂优化算法 (SWO) 以及原始的小龙虾优化算法 (COA) 在内的多种算法作为对比。为了确保实验的公正性和可比性,所有算法使用相同的参数设

置，实验中将种群规模设置为 30，问题维度设为 30，最大迭代次数上限为 500 次，对于每一个测试函数，各算法均独立运行 30 次，并统计每次运行所得的最优值、平均值以及标准差。

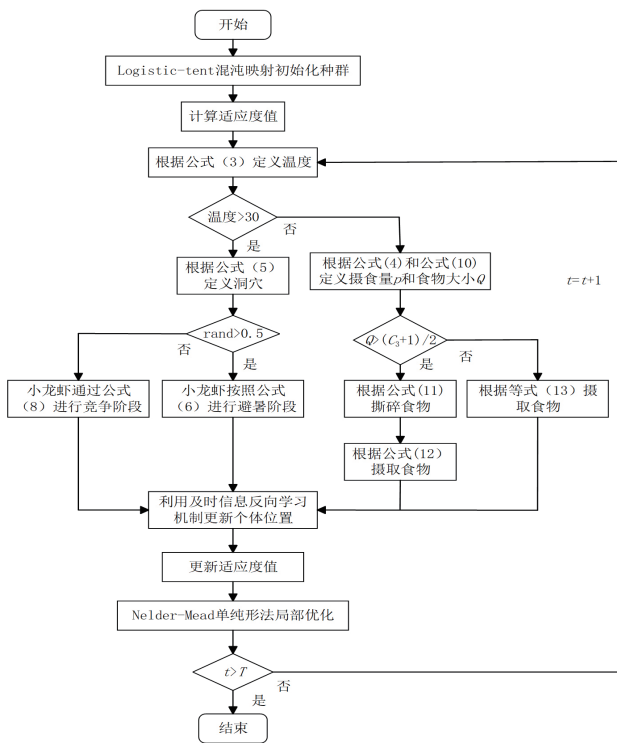


图 2 ICOA 算法流程图

3.1 测试函数的选取

为验证 ICOA 算法的有效性和鲁棒性，本文所选取较新的 CEC2020 基准测试函数集进行实验验证，考虑到篇幅有限，文中仅选取部分代表性函数进行展示，包括单峰函数 F_1 ，基准函数 F_2 和 F_4 ，混合函数 F_5 和 F_7 以及组合函数 F_{10} 。这些函数涵盖了不同类型的问题特征，能够全面反映算法在不同复杂度下的优化能力，CEC2020 的相关测试函数详情如表 1 所示。

表 1 CEC2020 测试函数

函数	特征	维度	最优值
F_1	Unimodal Function	30	100
F_2	Basic Functions	30	1 100
F_4	Basic Functions	30	1 900
F_5	Hybrid Functions	30	1 700
F_7	Hybrid Functions	30	2 100
F_{10}	Composition Functions	30	2 500

3.2 实验结果与分析

将改进后的小龙虾优化算法 ICOA 与另外 4 种基本算法进行比较，这些算法在选定的 6 个测试函数上独立运行 30 次。为了评估各算法的性能优劣，本文选定了若干评价指标，具体数据如表 2 所示。

表 2 展示了各算法在 6 个测试函数上运行的实验结果。由表中数据可知，ICOA 算法在 6 个测试函数中均能寻找到

表 2 CEC2020 函数测试结果

函数	指标	GWO	DBO	AVOA	ZOA	SWO	COA	ICOA
F_1	最优值	2.88E+09	2.73E+05	8.45E+06	5.95E+08	8.13E+09	4.35E+04	1.40E+02
	平均值	4.35E+09	3.76E+07	5.71E+07	4.70E+09	1.68E+10	2.68E+07	1.08E+03
	标准差	8.04E+08	3.95E+07	5.53E+07	3.21E+09	4.09E+09	1.10E+08	8.40E+02
F_2	最优值	4.55E+03	2.57E+03	2.67E+03	2.36E+03	4.34E+03	2.57E+03	2.33E+03
	平均值	5.17E+03	3.57E+03	3.69E+03	3.08E+03	5.51E+03	4.28E+03	3.33E+03
	标准差	3.11E+02	6.03E+02	5.37E+02	3.62E+02	3.89E+02	6.80E+02	2.97E+02
F_4	最优值	1.96E+03	1.91E+03	1.91E+03	1.95E+03	1.63E+04	1.90E+03	1.96E+03
	平均值	2.14E+03	1.95E+03	1.92E+03	6.17E+03	1.11E+05	1.92E+03	2.14E+03
	标准差	2.60E+02	1.28E+02	9.23E+00	5.83E+03	1.01E+05	1.26E+01	2.60E+02
F_5	最优值	1.45E+05	1.35E+05	1.57E+05	9.61E+04	8.13E+05	1.69E+05	2.20E+03
	平均值	1.60E+06	1.62E+06	1.78E+06	8.28E+05	6.33E+06	5.75E+05	3.41E+03
	标准差	8.29E+05	1.42E+06	1.34E+06	5.45E+05	4.12E+06	3.81E+05	7.86E+02
F_7	最优值	1.23E+05	3.70E+03	2.89E+04	5.58E+04	8.44E+04	1.83E+04	2.25E+03
	平均值	4.62E+05	4.47E+05	5.51E+05	2.09E+05	2.86E+06	4.32E+05	2.90E+03
	标准差	3.73E+05	4.30E+05	4.03E+05	9.36E+04	4.58E+06	7.32E+05	2.91E+02
F_{10}	最优值	3.02E+03	2.91E+03	2.93E+03	2.99E+03	3.29E+03	2.91E+03	2.90E+03
	平均值	3.08E+03	3.01E+03	3.01E+03	3.19E+03	4.12E+03	2.98E+03	2.95E+03
	标准差	3.49E+01	8.24E+01	2.83E+01	1.60E+02	5.68E+02	3.24E+01	3.10E+01

最优值,尤其在单峰测试函数上,优化精度相比 COA 算法提升了约两个数量级,说明改进后的算法在应对不同类型适应度函数时具有更强的适应能力和更优稳定性表现。算法在标准差方面的表现反映了其在处理复杂问题上的鲁棒性,ICOA 除了在 F_4 上的标准差不如原来的 COA,但在其他的 5 个测试函数上,ICOA 的标准差均比 COA 更具有优势,这表明在引入新的策略后,ICOA 在处理复杂问题时展现更强的鲁棒性。

收敛曲线可以直观且清晰地展现各算法在实验中的收敛精度及鲁棒性,图 3 展现了 ICOA 算法与另外 5 种对比算法的收敛曲线,其中纵轴代表适应度值,横轴代表迭代的次数。通过这些曲线,可以方便地比较不同算法的表现。

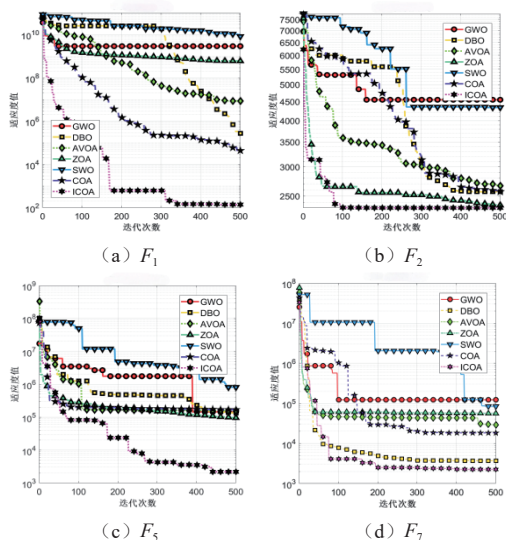


图 3 算法收敛曲线图

由图 3 观察测试函数 F_1 、 F_2 的收敛曲线,ICOA 算法表现出了优异的收敛速度和精度。ICOA 算法从迭代初期开始收敛速度明显快于其他算法,在迭代过程的中后期,算法能够进行更为细致的搜索,以 F_7 函数为例,尽管收敛速度有所减缓,但寻优精度进一步提升,整体实验结果表明改进后的 ICOA 算法相较其他 5 种对比算法,具有更高质量的初始解生成能力,能够有效地跳出局部最优,展现出更强的全局搜索能力和更优的综合性能。

4 结语

本文提出了一种多策略融合改进的小龙虾优化算法(ICOA)。首先,采用 Logistic-tent 混沌映射机制来完成种群初始位置的设定,有效提升种群初始位置分布的随机性;其次,使用及时信息同步反向学习的方式同步种群信息,避免出现早熟收敛问题并提升解的质量;最后,结合 Nelder-Mead 单纯形法扰动最优解,增强了局部开发能力。基于 CEC2020 测试集的对比实验表明,ICOA 算法在测试函数上展现出良好的性能,具备快速收敛和寻优精度高等优势。

参考文献:

- [1] YANG F, WANG P X, ZHANG Y Z, et al. Survey of swarm intelligence optimization algorithms[C]//2017 IEEE international conference on unmanned systems (ICUS). Piscataway:IEEE,2017: 544-549.
- [2] JIA H M, RAO H H, WEN C S, et al. Crayfish optimization algorithm[J]. Artificial intelligence review, 2023, 56:1919-1979.
- [3] 李宏宇,钱谦,潘家文,等.混沌累积差异增强的小龙虾优化算法[J].小型微型计算机系统,2025,46(7):1606-1615.
- [4] 易铨鑫,张著洪.改进型小龙虾优化算法设计与应用[J].集成电路应用,2024,41(11):426-427.
- [5] ZHU C X, LI S, LU Q. Pseudo-random number sequence generator based on chaotic logistic-tent system[C]//2019 IEEE 2nd International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE). Piscataway: IEEE, 2019: 547-551.
- [6] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence[C]//International conference on computational intelligence for modelling, control and automation and international conference on intelligent agents, web technologies and internet commerce (CIMCA-IAWTIC'06). Piscataway: IEEE,2005: 695-701.
- [7] 冯增喜,李诗妍,赵锦彤,等.基于精英反向学习策略的麻雀搜索算法[J].计算机仿真,2023,40(1):378-381.
- [8] 李彦苍,卜英乔,朱海涛,等.融合最优邻域扰动和反向学习策略的蝴蝶优化算法[J].中国科技论文,2021,16(11): 1181-1188.
- [9] LAGARIAS J C, REEDS J A, WRIGHT M H, et al. Convergence properties of the nelder-mead simplex method in low dimensions[J]. SIAM journal on optimization, 1998, 9(1):112-147.
- [10] 罗文涛,钱谦,潘家文,等.单纯形法引导的自适应沙猫群优化算法及应用[J].小型微型计算机系统,2025,46(8): 1869-1877.
- [11] 王玉芳,程培浩,闫明.融合信赖域与非线性单纯形法的黑翅鸢优化算法[J].计算机科学与探索,2025,19(7):1789-1807.

【作者简介】

徐勇(1973—),男,吉林长春人,博士研究生,教授,研究方向:大数据、群智能算法、人工智能。

(收稿日期:2025-05-07 修回日期:2025-09-22)