

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518909

多策略融合改进的天鹰算法机器人路径规划^{*}

程小虎 章翔峰 姜宏

(新疆大学智能制造现代产业学院 乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对传统天鹰算法(AO)在高维复杂优化问题和机器人路径规划应用中易陷入局部最优、收敛速度慢的缺陷,本文提出了一种基于空中搜索和三角变异算子改进的天鹰算法。首先,通过 Halton 低差异序列提高初始种群分布的均匀性;其次,在算法收缩开发阶段融合北极海鹦算法的空中搜索机制提升种群的协同进化能力与搜索精度;最后,利用三角变异算子改善算法后期的收敛性能。随后在 CEC2017 测试函数上与五种同类算法进行对比,并采用秩和检验评估其差异性。最后,将所提出的算法应用于机器人路径规划应用。实验结果表明,HATAO 算法具有较强的搜索精度和较快的收敛速度,不仅能有效避开障碍物、获得较短路径,还具有更好的稳定性,在简单和复杂场景下路径相比于原天鹰算法分别缩短了约 4.96%、6.34%,验证了算法在实际路径规划任务中的有效性与鲁棒性。

关键词: 元启发式算法;天鹰算法;CEC2017 测试函数;机器人路径规划

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Robot path planning based on a multi-strategy fusion improved aquila optimizer

Cheng Xiaohu Zhang Xiangfeng Jiang Hong

(Modern Industry College of Intelligent Manufacturing, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: To address the shortcomings of the traditional Aquila Optimizer (AO), such as its propensity to fall into local optima and its slow convergence in high-dimensional optimization and robot path planning, this paper proposes an improved algorithm named HATAO (Aquila Optimizer with Halton, Aerial search, and Triangular mutation). Firstly, the Halton low-discrepancy sequence is used to enhance the uniformity of the initial population distribution. Secondly, an aerial search mechanism from the Arctic Puffin Algorithm is incorporated into the contraction exploitation phase to improve the population's cooperative evolution and search accuracy. Lastly, a triangular mutation operator is introduced to enhance the algorithm's convergence performance in its later stages. The proposed HATAO is benchmarked against five other algorithms using the CEC2017 test suite, with statistical significance evaluated by the Wilcoxon rank-sum test. In robot path planning applications, experimental results demonstrate that HATAO achieves superior search accuracy, faster convergence, and greater stability. Specifically, compared to the original AO, HATAO reduces path lengths by approximately 4.96% in simple scenarios and 6.34% in complex scenarios, verifying its effectiveness and robustness for practical path-planning tasks.

Keywords: meta-heuristic algorithm; aquila optimizer; CEC2017 test function; robot path planning

0 引言

随着人工智能技术的快速发展,机器人路径规划已成为当前机器人领域研究的热点之一。路径规划是指在给定的环境中,为机器人寻找一条从初始位置到目标位置的最佳路径,其通常要求避开障碍物并满足特定的性能指标,例如路径长度最短、路径安全性最高或能耗最低等。高效的

路径规划算法不仅能够有效提升机器人自主导航的效率与准确性,更是决定机器人在复杂环境中安全可靠运行的重要因素。经典算法如 A* 算法、Dijkstra 算法在栅格地图路径规划问题中已取得较好效果,但面对复杂环境和大规模地图时,这些算法往往存在计算量大、收敛速度慢甚至易陷入局部最优等不足。

近年来,智能优化算法由于具备强大的全局寻优能力、

收稿日期:2025-05-25

* 基金项目:新疆自治区科技创新领军人才项目(2023TSYCLJ0052)资助

较好的鲁棒性和对环境信息依赖度低等优势,已逐渐被引入到机器人路径规划领域中,如徐志凡等^[1]提出一种融合自适应螺旋搜索的改进海洋捕食者算法进行移动机器人路径规划实验;韩文旭等^[2]融合灰狼算法和人工势场法,提升了算法搜索效率以及路径的安全性;曾林鹏等^[3]结合路径规划问题设计了交叉算子、变邻域搜索算子和变异算子改进鲸鱼算法的更新公式,可快速且稳定地获取全局最优路径。

天鹰算法(aquila optimizer, AO)是由 Abualigah 等^[4]于 2021 年提出的一种的智能优化算法,该算法模拟了天鹰在自然界中的捕食行为和飞行模式,具有良好的全局搜索与局部开发能力,已经成功应用于故障诊断^[5]、传感器动态补偿^[6]、剩余寿命预测^[7]、数据聚类^[8]等领域。国内外学者对天鹰算法做了大量研究与改进,如彭铎等^[9]采用佳点集初始化以及黄金正弦的搜索策略完善种群的位置更新方式,增强了算法的局部搜索能力;姚天祺等^[10]通过 Circle 混沌映射及反向学习策略合理分配初始种群位置,并结合鲸鱼优化算法改善天鹰优化算法局部最优停滞以及提高收敛速度。Wang 等^[11]提出了一种基于混沌对立学习驱动的混合天鹰和人工兔算法,以更好地平衡勘探和开发阶段。张长胜等^[12]采用结合 Tent 混沌折射反向学习初始化,并通过基于 Bernoulli 混沌序列的自适应权重策略提高算法的收敛速度,最后引入了柯西-高斯变异算子逃逸局部极值的能力。

上述文献中从不同方面对天鹰算法进行了针对性改进,在一定程度上改善了天鹰算法的性能。然而,依据“没有免费午餐”定理,没有一种算法能够在所有场景下表现最优。相比于其他的智能优化算法,天鹰算法具备相对均衡的全局探索与局部开发能力,算法结构清晰,扩展性强,易于结合多种优化机制与算子进行针对性的改进。同时,天鹰算法在移动机器人路径规划问题中的应用与研究较少。因此,本文提出一种基于空中搜索和三角变异改进的天鹰算法,本文将命名为 HATAO,算法首先采用 Halton 低差异序列对种群进行初始化,随后在算法收缩开发阶段的融合北极海鹦算法的空中搜索阶段,增强协同进化能力与多样性。最后,在算法末尾引入三角变异算子摆脱对单个最优解的依赖,防止其陷入局部最优。紧接着,通过 15 个 CEC2017 函数与 5 种同类算法进行测试和收敛性分析,验证本文算法的优越性。最后,将算法应用于机器人路径规划实验,通过简单地图和复杂地图环境中的分析测试,验证其应用现实问题的可靠性与鲁棒性。

1 天鹰算法

天鹰算法源于天鹰捕猎的 4 种典型动作:高空俯冲、贴地滑翔、低空滑降以及地面行走捕捉。算法以这些动作为灵感,交替执行“扩展勘探—收缩勘探—扩展开发—收缩开发”4 种更新公式,并用迭代次数决定何时由全局探索转入

局部开发,以保证全局勘探和局部开发之间的平衡。

1.1 种群初始化

与其他算法一样,天鹰算法采用随机初始化方法初始化种群:

$$x_{i,j} = \text{rand}(UB_j - LB_j) + LB_j \quad (1)$$

其中, UB_j 表示第 j 维上界, LB_j 表示第 j 维下界, $\text{rand} \in (0, 1)$ 为均匀随机数。

1.2 数学模型

1) 扩展勘探(高空俯冲)

天鹰在数百米高空盘旋时,借助高度优势大范围扫描地面,锁定猎物大致分布,再以俯冲增加势能并拉近距离。这一“高空俯冲”过程的公式为:

$$\mathbf{X}_1(t+1) = \mathbf{X}_{\text{best}}(t) \left(1 - \frac{t}{T}\right) + (\mathbf{X}_M(t) - \mathbf{X}_{\text{best}}(t)) \text{rand} \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i(t) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{X}_{\text{best}}(t)$ 是直到第 t 次迭代获得的最佳解, $\mathbf{X}_M(t)$ 表示在第 t 次迭代时的当前解的位置平均值。rand 是 0~1 的随机值。 t 和 T 分别表示当前迭代次数和最大迭代次数。

2) 收缩勘探(贴地滑翔)

当目标区域初步确定后,天鹰会俯冲至低空贴地滑翔,在近地表借助地形掩护盘旋以精确锁定猎物,公式为:

$$\mathbf{X}_2(t+1) = \mathbf{X}_{\text{best}}(t) \text{Levy}(D) + \mathbf{X}_R(t) + (y - x) \text{rand} \quad (4)$$

$$y = r \times \cos \theta \quad (5)$$

$$x = r \times \sin \theta \quad (6)$$

$$r = r_1 + U \times D_1 \quad (7)$$

$$\theta = \omega \times D^1 + \theta^1 \quad (8)$$

$$\theta_1 = 3 \times \pi / 2 \quad (9)$$

$$\text{Levy}(D) = s u \sigma |v|^{-\frac{1}{\beta}} \quad (10)$$

$$\sigma = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1+\beta)/2) \beta 2^{(\beta-1)/2}} \right]^{1/\beta} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{X}_R(t)$ 是在第 i 次迭代时在 $[1, N]$ 范围内取得的随机解, s 是固定为 0.01 的常数值, u 和 σ 是 0 和 1 之间的随机数, β 是固定为 1.5 的常数值。 r_1 为 1~20 的值, U 是固定为 0.005 65 的小值。 D_1 是从 1 到搜索空间长度(Dim)的整数, ω 是固定为 0.005 的值。

3) 扩展开发(低空滑降)

猎物被圈定后,天鹰会降低高度、放缓速度,以“S”形下滑测试猎物反应并寻找破绽。数学上,其公式为:

$$\mathbf{X}_3(t+1) = (\mathbf{X}_{\text{best}}(t) - \mathbf{X}_M(t))\alpha - \text{rand} + ((UB - LB) \text{rand} + LB)\delta \quad (12)$$

其中, α 和 δ 为本文确定的为 0.1 的开采调整参数。

4) 收缩开发(行走捕捉)

当距离足以出击时,猛禽落地后天鹰以短促步伐追击并用利爪锁定猎物,公式为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = QF(t)\mathbf{X}_{\text{best}}(t) - G_1\mathbf{X}(t)\text{rand} - G_2\text{Levy}(D) + G_1\text{rand} \quad (13)$$

$$QF(t) = \frac{t}{(1-T)^2}(2\text{rand}-1) \quad (14)$$

$$G_1 = 2\text{rand}-1 \quad (15)$$

$$G_2 = 2\left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (16)$$

其中, D 代表维度,在这个阶段中,算法利用动态权重 $QF(t)$ 保证搜索多样性, G_1, G_2 分别模拟捕食时的不规则步幅及俯冲坡度。

2 改进天鹰算法

2.1 Halton 序列初始化

传统的种群初始化方法通常依赖于伪随机数生成,这种方式虽然实现简单且随机性强,但种群个体可能无法均匀地分布在搜索空间,进而降低了算法的收敛速度与精度。部分学者曾引入拉丁超立方^[13]、混沌映射^[14]等方式增强种群多样性,但此类方法均匀程度较低、遍历性较差。为了解决上述问题,本研究引入了 Halton 序列用于天鹰算法的种群初始化。

Halton 序列是一种准随机数列,属于低差异序列(low-discrepancy sequence),它基于质数为基数确定性地生成序列,使得生成的点能够更加均匀地覆盖搜索空间,从而显著增加种群多样性,改善算法的全局搜索能力和收敛速度。其实现过程:首先,每个维度各挑选一个质数作为基数;随后把整数序号 n 写成该基数的进制展开,再把数字位次“翻转”到小数点后(称为反向基映射),由此得到该维度上的坐标。由于各维度基数互质,序列在多维空间中几乎不会出现条带或空洞,从而显著提高了解空间覆盖度,假设搜索空间为二维,其数学模型如下:

$$n = \sum_{i=0}^m a_i p^i \quad (17)$$

$$\phi_p(n) = \sum_{i=0}^m \frac{a_i}{p^{i+1}} \quad (18)$$

$$H(n) = [\phi_{p_1}(n), \phi_{p_2}(n)] \quad (19)$$

其中,序号 n 为第 n 个 Halton 点; p_1, p_2 是对应两维的质数基数(均不小于 2); a_i 为 n 在基 p 展开时第 i 位数字,取值范围 $0 \leq a_i \leq p-1$; $m = \lfloor \log_p n \rfloor$ 为最高位下标; $\phi_p(n)$ 是把整数 n 通过反向基映射送入区间 $[0, 1)$ 的实数;而 $H(n)$ 则给出了第 n 个二维 Halton 向量。图 1 展示了 Halton 序列初始化和原始随机初始化的区别。由图 1(a) 和 (b) 对比可知, Halton 产生的序列更加均匀,覆盖度远优于随机初始化,有效降低了因初始位置不佳而被较差区域“干扰”的风险,为算法的全局探索奠定了坚实基础。

2.2 空中搜索机制

在原始 AO 算法的第 4 阶段,算法以短促步伐追击并利用利爪锁定猎物,并利用动态权重保证搜索多样性。然后,

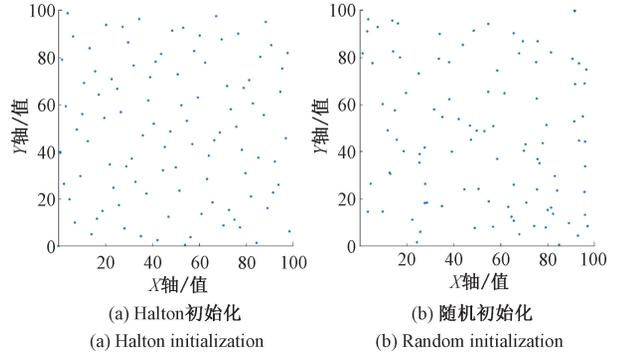


图 1 Halton 初始化与随机初始化对比图

Fig. 1 Comparison chart of Halton initialization and random initialization

该阶段依赖单一的最优个体,种群协同作用不足,易在后期出现收敛停滞。因此,本文融合了北极海鹦算法(arctic puffin optimization, APO)^[15]中的空中搜索阶段。北极海鹦算法是 2024 年提出的一种受北极海鹦生存和捕食行为启发的元启发式优化算法,算法分为勘探和开发两个阶段,勘探阶段中引入 Levy 飞行和速度因子机制,增强算法跳出局部最优的能力,开发阶段中采用协同、自适应变化因子等策略,保证算法有效利用当前最优解引导搜索方向。本文受此启发,利用勘探阶段中的空中搜索公式的模拟天鹰以编队或群体的形式同步飞行,进而提高飞行效率和合作狩猎的思想,通过随机选择种群内其他两个候选解,构造种群内差分信息形成搜索方向,引导当前个体进行具有长跳跃能力的 Levy 飞行,增强了种群的协同搜索效率与空间探索能力,其公式为:

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + (\mathbf{X}_i(t) - \mathbf{X}_r(t))\text{Levy}(D) + R \quad (20)$$

$$R = \text{round}[0.5(0.05 + \text{rand})]\gamma \quad (21)$$

$$\gamma \sim \mathcal{N}(0, 1) \quad (22)$$

其中, $\mathbf{X}_i(t)$ 是第 t 代种群中第 i 个候选解的当前坐标, $\mathbf{X}_r(t)$ 为从同代种群中随机抽取且与 i 不同的候选解; $L(D)$ 表示依赖于维度 D 的莱维飞行的随机步长,用来赋予长跳跃能力。 R 是一次性位移微扰, rand 产生 $0 \sim 1$ 区间的均匀随机数,通过取整函数 $\text{round}(\cdot)$ 将其离散化,再与噪声因子 γ 相乘,噪声因子服从标准正态分布。

综上,利用上述公式替换原始 AO 算法的第 4 阶段,有效防止种群后期因过度收缩而陷入局部最优,增强协同进化能力与多样性。

2.3 三角变异算子

在天鹰算法的后 $1/3$ 次迭代中,算法逐步从“鹰击长空”转入“贴地俯冲”,搜索半径随时间收缩,种群中的解集中于当前全局最优附近。这虽可加速收敛,但也可能导致种群多样性急剧下降,导致早熟停滞,无法得到种群信息的有效指引。因此,本文在算法的迭代最后引入三角变异算子^[16],该算子基于种群随机选择的 3 个不同适应度水平的

候选解(最优、次优和最差个体),首先通过适应度排序确定其位置关系,再利用三角形质心的概念和差分向量构造搜索空间。三角形质心是 3 个参考个体通过随机权重线性组合形成,具有明确的方向引导作用;而差分向量则使得新个体可在三角形区域内外自由扩张,保持搜索空间的开放性,摆脱对单个最优个体的依赖。由于三角几何的特殊性,新个体的位置可在局部空间和远程区域之间灵活调整,从而增强了局部开发能力的同时兼顾了全局探索效率,有效避免了种群多样性过度下降引起的停滞问题。其公式为:

$$X_{i,j}^{g+1} = X_{c,j}^g + F_i(X_{best,j}^g - X_{better,j}^g) + F_i(X_{better,j}^g - X_{worst,j}^g) + F_i(X_{best,j}^g - X_{worst,j}^g) \quad (23)$$

$$X_c^g = \omega_1 X_{best} + \omega_2 X_{better} + \omega_3 X_{worst} \quad (24)$$

$$\omega_i \geq 0, \sum_{i=1}^3 \omega_i = 1 \quad (25)$$

$$\omega_i = \frac{r_i}{\sum_{k=1}^3 r_k}, i = 1, 2, 3 \quad (26)$$

其中, $X_{i,j}^{g+1}$ 表示第 g 代种群中第 i 个个体在第 j 维的坐标, X_{best} 、 X_{better} 与 X_{worst} 分别是当前种群随机挑选并按适应度排序后的最优、次优和最差个体向量;它们经权重 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 线性组合形成质心 X_c^g , 权重由随机数 r_1, r_2, r_3 归一化得到且满足凸组合约束, 其中 $r_1 = 1, r_2 = \text{rand}(0.7, 1), r_3 \sim \text{rand}(0.5, r_2)$, F_i 是分配给当前个体的放大因子, 限定在 $[0.1, 0.9]$ 区间, 通过 3 条差分向量的同尺度扩张控制搜索步幅, 使新位置 X_i^{g+1} 可以在这 3 个参考个体张成的三角区域内部或其外层进行自适应跳跃, 从而在保持对优秀个体吸引的同时维持群体多样性并增强全局探索能力。

2.4 算法流程

本文提出的改进天鹰算法 HATAO 伪代码如算法 1 所示。

3 性能测试与分析

3.1 测试说明

为了全面测试所提出的 HATAO 算法性能, 本文选取了难度较高的 CEC2017 测试函数, CEC2017 所有函数都进行了旋转和位移, 增加了算法寻优难度。表 1 中, 本文从中选取了其中的 15 个测试函数, 包含单峰、多峰、混合和组合函数。

本文实验基于 Matlab2024a 软件, 为了验证 HATAO 算法的有效性, 选取原始天鹰算法、改进麻雀算法 (ISSA)^[17]、黑翅鸢优化算法 (BKA)^[18]、沙猫群优化算法 (SCSO)^[19]、减法平均优化器 (SABO)^[20] 五种算法进行对比。同时, 为了确保公平性, 每种算法设置种群数量为 30, 最大迭代次数为 1 000, 维度为 30, 每种算法均独立运行 30 次。

3.2 测试结果对比

独立运行 30 次后, 本文取其标准差与平均值, 得到的

算法 1 改进天鹰算法 HATAO

1: Initialization phase

2: 利用 Halton 序列初始化种群 X

3: 初始化搜索空间上界 UB、LB、最大迭代次数 T 及各类参数

4: While $t < T$ do

5: for $(i = 1, 2, \dots, N)$ do

6: if $t \leq (2/3) * T$ then

7: if $\text{rand} \leq 0.5$ then

8: 根据式(2)执行扩展勘探阶段

9: else

10: 根据式(4)执行收缩勘探阶段

11: end if

12: else

13: if $\text{rand} \leq 0.5$ then

14: 根据式(12)执行扩展开发阶段

15: else

16: 根据式(20)执行空中搜索阶段

17: end if

18: end if

19: 根据式(23)执行三角变异算子

20: end

21: end While

22: Return 最优值 X_{best}

结果如表 1 所示。

表 1 展示了 CEC2017 函数的测试结果, 由表 1 可知, HATAO 算法在选取的 15 个函数中表现出了明显的优势。在 F1、F3、F4、F7、F9、F12、F14、F15、F18、F21、F25、F27—F30 这些涵盖单峰、多峰及混合复杂函数的测试函数中, HATAO 算法取得了 11 次最优结果的成绩, 远远领先于其他对比算法。相比而言, ISSA 算法表现次之, 仅在 3 个函数中取得最优表现, 而原始 AO 算法则仅在 1 个函数表现最佳, BKA、SCSO 和 SABO 算法则未取得任何函数中取得最优平均值。

相较而言, ISSA 算法虽然在少数函数中表现较好, 但整体稳定性和泛化能力明显不如 IAO 算法; 原始 AO 算法在多数情况下表现较差, 凸显出其对复杂函数适应能力的不足; BKA、SCSO 与 SABO 等算法更是在所有函数上都无法与 HATAO 算法竞争, 说明这些算法在复杂问题求解过程中收敛精度较低, 具有一定的局限性。HATAO 算法不仅在传统的单峰优化问题(如 F1、F3)中具有显著的精度优势, 而且在多峰复杂问题(如 F7、F12、F14)中也表现出较强的全局搜索与局部探索能力, 同时, 在 15 个测试函数中其标准差也较低, 表明 HATAO 算法表现较为稳定, 具备求解复杂问题的稳定性, 在面对非凸、高维函数时, 能够有效克服局部最优解干扰, 找到更优解, 具备明显的综合优势和应用潜力。

表1 CEC2017 函数测试结果
Table 1 Test results of CEC2017 function

函数名	指标	HATAO	AO	ISSA	BKA	SCSO	SABO
F1	标准差	1.26×10^4	2.10×10^8	1.29×10^6	1.54×10^{10}	1.10×10^9	4.62×10^9
	平均值	1.75×10^4	5.04×10^8	2.29×10^6	1.78×10^{10}	4.55×10^9	1.03×10^{10}
F3	标准差	4.78×10^3	4.81×10^3	8.07×10^3	5.96×10^3	1.17×10^4	5.08×10^3
	平均值	9.93×10^3	5.46×10^4	5.83×10^4	2.13×10^4	5.41×10^4	5.73×10^4
F4	标准差	2.39×10^1	4.35×10^1	1.69×10^1	3.35×10^3	3.74×10^2	7.53×10^2
	平均值	4.99×10^2	6.23×10^2	5.12×10^2	2.13×10^3	9.68×10^2	1.85×10^3
F7	标准差	5.23×10^1	5.65×10^1	9.45×10^1	5.89×10^1	1.28×10^2	4.75×10^1
	平均值	1.08×10^3	1.01×10^3	9.72×10^2	1.18×10^3	1.09×10^3	1.08×10^3
F9	标准差	6.88×10^2	1.63×10^3	2.36×10^3	1.00×10^3	1.18×10^3	1.19×10^3
	平均值	3.64×10^3	6.63×10^3	6.95×10^3	5.34×10^3	5.89×10^3	5.20×10^3
F12	标准差	7.28×10^5	7.89×10^7	7.76×10^5	9.49×10^6	2.07×10^8	2.39×10^8
	平均值	1.55×10^6	1.14×10^8	1.10×10^6	1.16×10^7	1.75×10^8	6.24×10^8
F14	标准差	3.03×10^3	1.64×10^5	1.37×10^5	1.32×10^4	6.13×10^5	1.86×10^5
	平均值	3.21×10^3	2.85×10^5	8.76×10^4	8.27×10^3	3.77×10^5	3.82×10^5
F15	标准差	8.05×10^3	5.74×10^4	1.29×10^4	1.56×10^5	2.52×10^6	1.62×10^5
	平均值	9.62×10^3	1.04×10^5	2.08×10^4	1.08×10^5	1.78×10^6	2.00×10^5
F18	标准差	2.22×10^5	4.01×10^6	4.22×10^6	1.23×10^7	1.40×10^6	7.41×10^5
	平均值	1.67×10^5	4.23×10^6	4.17×10^6	5.60×10^6	2.21×10^6	1.88×10^6
F21	标准差	4.38×10^1	4.27×10^1	8.87×10^1	7.54×10^1	6.89×10^1	2.55×10^1
	平均值	2.48×10^3	2.45×10^3	2.46×10^3	2.59×10^3	2.50×10^3	2.61×10^3
F25	标准差	1.37×10^1	2.22×10^1	2.27×10^1	6.02×10^1	8.69×10^1	1.98×10^2
	平均值	2.90×10^3	2.95×10^3	2.92×10^3	3.03×10^3	3.10×10^3	3.27×10^3
F27	标准差	1.78×10^1	4.07×10^1	3.98×10^1	3.95×10^2	4.89×10^1	6.40×10^1
	平均值	3.25×10^3	3.30×10^3	3.25×10^3	3.53×10^3	3.40×10^3	3.37×10^3
F28	标准差	1.55×10^1	4.19×10^1	1.83×10^1	1.21×10^3	3.33×10^2	4.92×10^2
	平均值	3.25×10^3	3.38×10^3	3.25×10^3	4.15×10^3	3.85×10^3	4.06×10^3
F29	标准差	3.95×10^2	3.77×10^2	1.63×10^2	3.18×10^2	3.32×10^2	4.60×10^2
	平均值	4.17×10^3	4.54×10^3	3.95×10^3	4.58×10^3	4.60×10^3	5.69×10^3
F30	标准差	5.47×10^3	9.91×10^6	3.88×10^4	2.02×10^7	1.25×10^7	2.97×10^7
	平均值	1.23×10^4	1.54×10^7	3.81×10^4	1.01×10^7	1.62×10^7	4.03×10^7

3.3 收敛性分析

本节对所提出的改进天鹰算法(HATAO)与3.1节提到的5种算法在CEC2017基准函数上的收敛性能进行了分析。同样,设置最大迭代次数为1000,种群数量为30,维度为30,图2展示了6种算法在和9个CEC2017测试函数(F1、F3、F9、F12、F14、F18、F25、F28、F30)上的收敛曲线。

由图2(a)~(i)可知,HATAO算法在所有函数中均表现出更快的收敛速度和更低的适应度值,优势明显。在单峰及多峰函数F1、F3、F9中,HATAO快速收敛,AO和ISSA算法初期收敛较快但后续进展停滞,BKA、SCSO和SABO整体收敛缓慢。在混合函数F12、F14、F18中,HATAO算法的优势依然突出,而其他算法收敛缓慢且后

期停滞明显,尤其是BKA和SCSO表现较差。在组合函数F25、F28、F30上,HATAO算法优势进一步凸显,表现出较强的优化能力,而AO、ISSA等算法收敛困难且停滞现象严重,尤其在F30上表现更为突出。总体而言,HATAO算法在各个函数中均表现出更快的收敛速度和更优的收敛精度,验证了所提出改进方法的有效性和稳定性。

3.4 Wilcoxon 秩和检验

为进一步验证HATAO算法性能的显著性优势,本节采用Wilcoxon秩和检验对实验结果进行统计分析。Wilcoxon秩和检验是一种非参数的统计检验方法,用于评估两组独立样本的总体分布差异是否具有统计学上的显著性不同。若值小于0.05,则拒绝原假设,可认为两种算

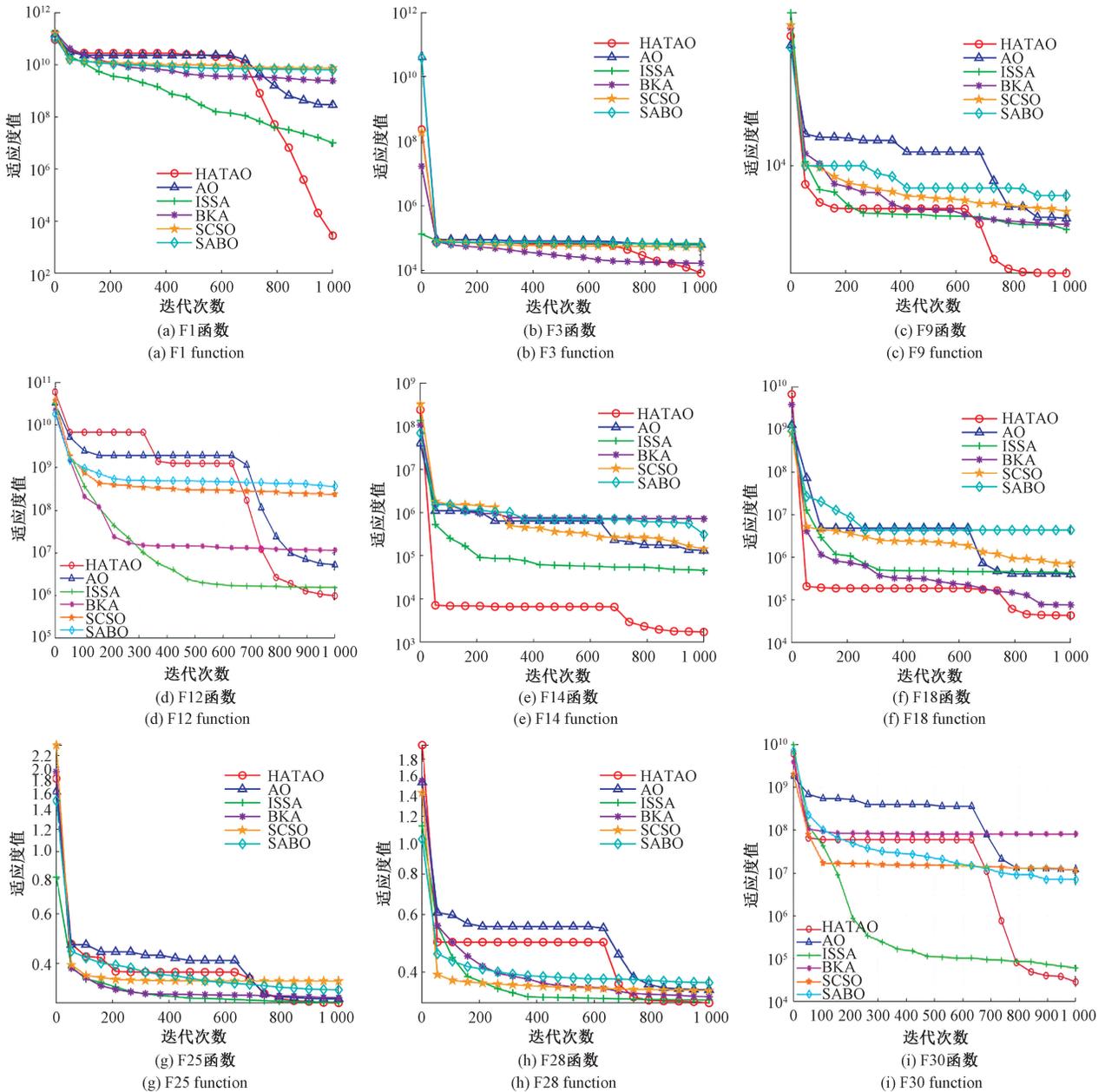


图 2 函数收敛曲线

Fig. 2 Convergence curve of the function

法差异性显著^[21]。本文设置显著性水平为 0.05, 分别对 HATAO 算法与其他 5 种算法在测试函数上的结果进行检验, 所得结果如表 2 所示。

表 2 展示了 Wilcoxon 秩和检验结果, 由表 2 可知, 在显著性水平 0.05 下, 与 HATAO 算法相比, 绝大部分对比算法的 P 值均小于 0.05, 各算法间存在明显的性能差异。尤其与原始 AO 算法对比来看, 改进效果较为显著, 进一步验证了 HATAO 算法在不同测试函数上的有效性和竞争力。此外, 部分测试函数的 P 值接近临界值 0.05, 这与这些函数的特殊性质相关。函数 F4、F7 属于高度旋转的

多峰函数, 搜索空间复杂、优化难度大; 函数 F21 及 F27~F29 为组合函数, 由多个不同特性的基础子函数构成, 其全局最优解附近的搜索空间较为复杂, 算法在这类问题上的性能差异相对较小。

4 机器人路径规划

4.1 地图建模

机器人路径规划问题旨在寻找从起始点到目标点的一条最优或近似最优路径, 避开环境中的障碍物并达到某种优化目标, 如最短路径长度。为实现路径规划, 首先需

表2 Wilcoxon 秩和检验结果

Table 2 Results of Wilcoxon rank sum test

函数	AO	ISSA	BKA	SCSO	SABO
F1	7.94×10^{-3}				
F3	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	3.17×10^{-2}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F4	7.94×10^{-3}	4.21×10^{-1}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F7	9.52×10^{-2}	3.17×10^{-2}	1.59×10^{-2}	8.41×10^{-1}	5.48×10^{-1}
F9	1.59×10^{-2}	3.17×10^{-2}	3.17×10^{-2}	7.94×10^{-3}	3.17×10^{-2}
F12	7.94×10^{-3}	3.10×10^{-1}	3.17×10^{-2}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F14	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	5.48×10^{-1}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F15	7.94×10^{-3}	3.10×10^{-1}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F18	1.59×10^{-2}	5.56×10^{-2}	6.90×10^{-1}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F21	3.10×10^{-1}	6.90×10^{-1}	5.56×10^{-2}	6.90×10^{-1}	7.94×10^{-3}
F25	7.94×10^{-3}	9.52×10^{-2}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F27	5.56×10^{-2}	1.00×10^0	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F28	7.94×10^{-3}	1.00×10^0	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}
F29	2.22×10^{-1}	5.48×10^{-1}	2.22×10^{-1}	9.52×10^{-2}	7.94×10^{-3}
F30	7.94×10^{-3}	2.22×10^{-1}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}	7.94×10^{-3}

要对机器人所处的环境进行合理的建模。本文采用二维栅格法对环境进行建模,其中环境空间被离散化为规则的栅格地图,每个栅格被赋予相应的状态值,表示其是否被障碍物占据。具体地,栅格地图用矩阵 G 表示,其中元素 $G(i, j) = 0$ 表示位置 (i, j) 为自由空间, $G(i, j) = 1$ 则表示该位置为障碍物。

为了实现算法的有效搜索,机器人在栅格地图中需基于具体栅格序号确定其对应的实际坐标位置,从而生成路径坐标序列。若设机器人路径为一系列连续的栅格点序列,序号记为 p ,其在二维地图中的具体坐标可通过以下公式计算:

$$x_p = [(p-1) \bmod n] + 1 \quad (27)$$

$$y_p = \text{INT}\left(\frac{p-1}{n}\right) + 1 \quad (28)$$

式中: p 为栅格的序列编号, n 为地图每行的栅格数量, \bmod 表示求余运算, INT 表示取整运算,上述公式确保机器人能够准确地确定各路径节点在栅格地图中的实际位置坐标。

此外,为提高机器人实际运行的稳定性与安全性,本文进行了路径平滑处理,即通过检测连续3个路径点之间的连通性,删除多余的中间节点,从而降低路径中的转折点数,使路径更为平滑。假设存在路径连续三点 P_i, P_{i+1}, P_{i+2} ,若满足以下条件:

$$G(P_i, P_{i+2}) = 0 \quad (29)$$

即两点之间无障碍物,则中间点 P_{i+1} 可直接删除,以减少路径冗余。

4.2 适应度函数

本文采用的路径规划问题将机器人起点 S 定义为左

上角栅格 $(1, 1)$, 终点 E 定义为右下角栅格 (num, num) 。因此,规划问题的目标是在地图矩阵中找到一条由连续自由栅格组成的路径,使机器人能从起点安全到达终点,同时路径长度最短。

为了衡量路径的优劣,本文构建了适应度函数 $f(x)$ 用于评价算法生成的路径。具体适应度函数定义如下:

$$f(x) =$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{k-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}, & \text{路径无碰撞时} \\ num \times num \times nB, & \text{路径与障碍物碰撞时} \end{cases} \quad (30)$$

式中: (x_i, y_i) 表示路径中第 i 个点的坐标, k 为路径总点数。当路径有效且无碰撞时,适应度即为路径总长度,该值越小表示路径越优;而若路径与障碍发生碰撞,则适应度值取决于碰撞的次数 nB ,此时适应度函数值较大,以便于算法识别并避免此类路径。

4.3 简单地图实验

本文首先进行简单地图实验,即在 20×20 大小的栅格地图下进行测试。与上文一样,本文选取原始 AO、ISSA、BKA、SCSO、SABO 五种算法进行对比实验,设置种群数量为 50,最大迭代次数为 100,每种算法均独立运行 10 次,得到的结果如图 3 和表 3 所示。

图 3 展示了 20×20 地图各算法路径规划图,从路径规划图可直观观察到,简单地图中障碍物对路径规划造成了一定干扰,而 HATAO 算法生成的路径平滑程度较好,转折点数少,能更有效地避开障碍物。

表 3 展示了 20×20 地图路径求解结果,根据表 3 所给出的求解结果可知,所提出的 HATAO 算法在路径长度和

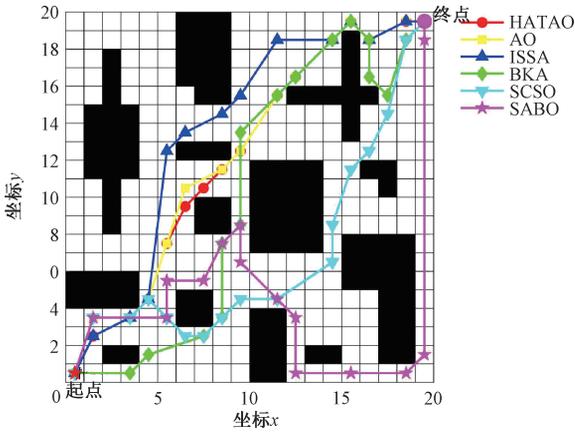


图 3 20×20 地图各算法路径规划图

Fig. 3 The path planning diagrams of each algorithm on the 20×20 map

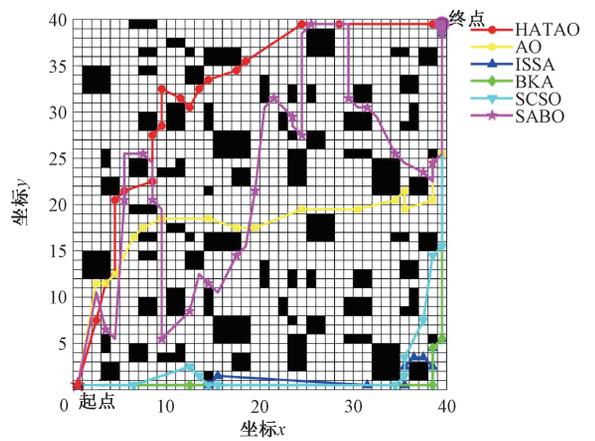


图 4 40×40 地图各算法路径规划图

Fig. 4 The path planning diagrams of each algorithm on the 40×40 map

表 3 20×20 地图路径求解结果

Table 3 Solution results of 20×20 map paths

算法名称	最优值	最差值	平均值	标准差
HATAO	31.155 8	32.539 0	31.732 0	0.515 1
AO	31.286 3	39.721 3	33.386 9	3.554 7
ISSA	32.097 5	38.233 3	36.381 4	2.721 9
BKA	32.065 7	55.804 5	39.165 7	9.578 3
SCSO	32.035 8	38.485 3	34.642 2	2.404 6
SABO	35.478 7	51.433 9	42.691 0	6.209 0

表 4 40×40 地图路径求解结果

Table 4 Solution results of 40×40 map paths

算法名称	最优值	最差值	平均值	标准差
HATAO	66.983 7	72.908 3	70.163 3	2.386 7
AO	73.393 5	75.927 4	74.913 1	1.081 5
ISSA	76.828 4	77.414 2	77.170 2	0.312 6
BKA	74.627 8	77.414 2	76.093 8	1.274 5
SCSO	74.371 6	76.828 4	75.634 1	0.869 2
SABO	87.097 2	108.276 3	101.045 1	8.595 6

稳定性方面均表现突出。HATAO 算法在 10 次独立实验中取得的路径长度平均值为 31.732 0, 相较于 AO 算法的 33.386 9、ISSA 算法的 36.381 4、BKA 算法的 39.165 7、SCSO 算法的 34.642 2 以及 SABO 算法的 42.691 0, 分别缩短了约 4.96%、12.78%、18.98%、8.40% 和 25.66%。且标准差明显低于其他算法, 展现出更好的稳定性和鲁棒性。

4.4 复杂地图实验

在复杂地图实验中, 本文设置了 40×40 大小的栅格地图, 该栅格地图较难找到最优解, 算法陷入局部最优解的可能性更高, 因此更能体现一个算法的鲁棒性和优越性。同样, 本文设置种群数量为 50, 最大迭代次数为 100, 每种算法均独立运行 10 次, 得到的结果如图 4 和表 4 所示。

图 4 展示了 40×40 地图各算法路径规划图, 由路径规划图中可以观察到, 复杂的障碍物布局构成了对路径搜索形成了较强的干扰, 而 HATAO 算法生成的路径平滑程度较好, 转折点少, 能够有效避开复杂地图中的障碍物区域, 具备较强的全局搜索能力和较高的路径规划效率, 体现了其在复杂场景应用中的优势。

表 4 展示了 40×40 地图路径求解结果, 根据表 4 所给出的求解结果可知, 所提出的 HATAO 算法在复杂场景中

依旧表现突出。HATAO 算法在 10 次独立实验中, 路径长度平均值为 70.163 3, 相较于 AO、ISSA、BKA、SCSO 和 SABO 算法分别降低了约 6.34%、9.08%、7.79%、7.23% 和 30.56%。

5 结 论

本文针对传统天鹰算法(AO)在复杂高维优化问题和机器人路径规划中易陷入局部最优、收敛缓慢等问题, 提出了一种基于空中搜索机制和三角变异算子改进的天鹰算法(HATAO)。通过 Halton 序列初始化种群, 有效提高了种群多样性与搜索空间的覆盖均匀度; 融合空中搜索机制, 显著改善了算法后期的种群协同进化和全局搜索能力; 引入三角变异算子, 有效避免了算法收敛后期的停滞现象, 进一步提高了算法的鲁棒性。

在 CEC2017 标准函数上的测试结果表明, 相较于 AO、ISSA、BKA、SCSO 和 SABO 算法, HATAO 算法在单峰、多峰及混合复杂函数中均表现出明显的优势。同时, 通过 Wilcoxon 秩和检验进一步验证了算法改进的显著差异性。在机器人路径规划实验中, HATAO 算法在 20×20 简单地图和 40×40 复杂地图下路径长度分别降低了 4.96%~25.66% 和 6.34%~30.56%, 且在复杂环境下路径平滑性更优, 具有更好的障碍物规避性能和抗干扰能

力,体现出较强的实际应用能力。

综合而言,本文提出的 HATAO 算法显著提升了路径规划问题的优化效率和质量,尤其适用于高维复杂场景,具备一定的理论价值和实际应用前景。未来的研究方向可考虑进一步优化种群协同策略,探索算法在更多实际复杂环境下的鲁棒性与泛化能力。

参考文献

- [1] 徐志凡,李媛,屈玥含,等.基于改进海洋捕食者算法的工业机器人路径规划[J/OL].计算机集成制造系统,1-27 [2025-05-23]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2025.0006>.
- XU ZH F, LI Y, QU Y H, et al. Algorithm based on improved marine predators of the mobile robot path planning[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing System, 1-27 [2025-05-23]. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2025.0006>.
- [2] 韩文旭,章翔峰,姜宏,等.融合人工势场灰狼算法的工业机器人路径规划[J].电子测量技术,2025,48(4):44-50.
- HAN W X, ZHANG X F, JIANG H, et al. Path planning of mobile robots integrating artificial potential field grey wolf algorithm [J]. Electronic Measurement Technology,2025,48(4):44-50.
- [3] 曾林鹏,姚远航,张怡航,等.基于改进离散鲸鱼优化算法的机器人路径规划[J].河南科技学院学报(自然科学版),2024,52(4):66-75.
- ZENG L P, YAO Y H, ZHANG Y H, et al. Robot path planning based on the improved discrete whale optimization algorithm[J]. Journal of Henan Institute of Science and Technology(Natural Science Edition), 2024,52(4):66-75.
- [4] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ABD ELAZIZ M, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.
- [5] 王妍,王新发,王延峰,等.基于改进天鹰优化算法优化 LSTM 的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2024,43(23):144-154.
- WANG Y, WANG X F, WANG Y F, et al. Rolling bearing fault diagnosis method for optimizing LSTM based on the improved aquila optimizer[J] Vibration and Shock,2024,43(23):144-154.
- [6] 贺俊,李新娥,崔春生,等.基于改进天鹰优化算法的热电偶动态补偿方法[J].探测与控制学报,2024,46(3):79-85.
- HE J, LI X E, CUI CH SH, et al. Dynamic compensation method for thermocouples based on the improved aquila optimizer[J]. Journal of Detection and Control,2024,46(3):79-85.
- [7] GUO R, YI J. Improved aquila optimizer and its applications[J]. Cluster Computing, 2025, 28(4): 247.
- [8] ABUALIGAH L, ALOMARI S A, ALMOMANI M H, et al. Enhanced aquila optimizer for global optimization and data clustering [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 13079.
- [9] 彭铎,罗贝,陈江旭.基于改进天鹰的三维室内多层结构定位算法[J].电子测量技术,2024,47(6):50-57.
- PENG D, LUO B, CHEN J X. Three-dimensional indoor multi-layer structure positioning algorithm based on improved aquila optimizer [J]. Electronic Measurement Technology,2024,47(6):50-57.
- [10] 姚天祺,柴琳,肖凡,等.基于改进天鹰优化算法的光伏阵列多峰最大功率跟踪控制[J].热力发电,2023,52(12):98-105.
- YAO T Q, CHAI L, XIAO F, et al. Multi-peak maximum power tracking control of photovoltaic Array based on the improved aquila optimization[J]. Thermal Power Generation,2023,52(12):98-105.
- [11] WANG Y, XIAO Y, GUO Y, et al. Dynamic chaotic opposition-based learning-driven hybrid aquila optimizer and artificial rabbits optimization algorithm: Framework and applications [J]. Processes, 2022, 10(12): 2703.
- [12] 张长胜,张健忠,钱斌,等.多策略融合的改进天鹰优化算法[J].电子学报,2023,51(5):1245-1255.
- ZHANG CH SH, ZHANG J ZH, QIAN B, et al. Improved aquila optimization based on multi-strategy integration[J]. Acta Electronic Sinica, 2023, 51(5): 1245-1255.
- [13] 杨宇鸽,郝杨杨,王逸文.基于威布尔飞行和警戒机制的沙猫群优化算法及应用[J].计算机工程与应用,2025,61(2):145-157.
- YANG Y G, HAO Y Y, WANG Y W. Sand cat swarm optimization algorithm based on weibull flight and warning mechanism and its application [J]. Computer Engineering and Applications, 2025,61(2): 145-157.
- [14] 王逸文,王维莉,刘贤超,等.融合两阶段分解与 iJaya-ELM 的短期风速预测模型[J].电子测量与仪器学报,2023,37(7):186-195.
- WANG Y W, WANG W L, LIU X CH, et al. Two-stage decomposition and iJaya-ELM short-term wind speed prediction model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 186-195.
- [15] WANG W, TIAN W, XU D, et al. Arctic puffin

- optimization: A bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization[J]. *Advances in Engineering Software*, 2024, 195: 103694.
- [16] CONTHE I M, SALAWUDEEN A T, ABDUSALAMI A O, et al. An improved triangular mutated slime mould algorithm for developing an optimized frequency control of a bi-zonal islanded microgrid power system[J]. *Results in Engineering*, 2025, 25: 104306.
- [17] 胡青, 龚世才, 胡珍. 基于改进麻雀搜索算法的空气质量指数预测[J]. *广西科学*, 2022, 29(4): 642-651.
HU Q, GONG SH C, HU ZH. Air quality index prediction based on improved sparrow search algorithm[J]. *Guangxi Science*, 2022, 29(4): 642-651.
- [18] WANG J, WANG W, HU 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.
- [19] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: A nature-inspired algorithm to solve global optimization problems [J]. *Engineering with Computers*, 2022, 39(4): 2627-2651.
- [20] TROJOVSKY P, DEHGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: A new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. *Biomimetics*, 2023, 8(2): 2313-7673.
- [21] 王逸文, 王维莉, 杨宇鸽, 等. 多策略融合改进的海洋捕食者算法及其工程应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2025, 31(7): 2591-2604.
WANG Y W, WANG W L, YANG Y G, et al. Improved marine predators algorithm with multi-strategy fusion and its engineering applications [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, 31(7): 2591-2604.

作者简介

程小虎, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制。

E-mail: 2068642629@qq.com

章翔峰(通信作者), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能制造、移动机器人路径规划、故障诊断。

E-mail: 1527660607@163.com

姜宏, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制、图像处理、移动机器人路径规划。

E-mail: onlyxjhh@xju.edu.cn