

改进鱼鹰优化算法的移动机器人路径规划研究^{*}

胡宇哲¹ 张小栋^{1,2} 梁伦伟¹ 陶庆¹

(1. 新疆大学机械工程学院 乌鲁木齐 830047; 2. 西安交通大学机械工程学院 西安 710049)

摘要: 针对传统鱼鹰算法求解智能体路径规划问题收敛效率低且易陷入局部最优问题,提出一种改进鱼鹰算法。该算法融合 Tent 混沌映射,提升种群的多样性,其次,引入权重因子和高斯变异策略,避免算法陷入局部最优,有效提高了全局搜索能力。为验证该算法的有效性,选用 10 个标准测试函数以及 2 组复杂度不同的栅格环境进行实验。结果表明改进鱼鹰优化算法在标准测试函数上有较好的收敛性以及收敛速率,并且相较于传统的鱼鹰算法,改进后的鱼鹰算法在环境 1 中路径寻优长度均值下降了 9.08%,标准差降低了 49.18%,在环境 2 中路径寻优长度均值下降了 6.51%,标准差降低了 39.62%,体现了较好的路径寻优效果及稳定性。

关键词: 路径规划;鱼鹰优化算法;Tent 混沌映射;权重因子;高斯变异

中图分类号: TP242.6; TN965 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2099

Path planning of mobile robots based on the improved osprey optimization algorithm

Hu Yuzhe¹ Zhang Xiaodong^{1,2} Liang Lunwei¹ Tao Qing¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problems that the traditional osprey algorithm has low convergence efficiency and is prone to fall into local optimality when solving the path planning problem of intelligent agents, an improved osprey algorithm is proposed. This algorithm integrates the Tent chaotic mapping to enhance the diversity of the population. Secondly, a weight factor and a Gaussian mutation strategy are introduced to prevent the algorithm from falling into local optimality, effectively improving the global search ability. To verify the effectiveness of this algorithm, 10 standard test functions and 2 sets of grid environments with different complexities are selected for experiments. The results show that the improved osprey optimization algorithm has good convergence and convergence rate on the standard test functions. Moreover, compared with the traditional osprey algorithm, the average value of the path optimization length of the improved osprey algorithm decreases by 9.08% and the standard deviation decreases by 49.18% in Environment 1, and the average value of the path optimization length decreases by 6.51% and the standard deviation decreases by 39.62% in Environment 2, which reflects a better path optimization effect and stability.

Keywords: path planning; osprey optimization algorithm; Tent chaotic mapping; weight factor; Gaussian mutation

0 引言

路径规划是智能系统和自动化技术中的关键环节,它对于提高导航效率、优化资源配置及保障系统运行安全具有重要意义。随着科技的快速发展和应用场景的不断扩大,路径规划算法在无人驾驶^[1]、智能物流^[2]、机器人导航^[3]等领域的应用日益广泛。路径规划可根据其采用的方

法和理论框架大致分为几类: 基于图论的算法,如 Dijkstra^[4] 和 A*^[5] 算法,它们在结构化环境中表现出色; 基于采样的方法,如快速扩展随机树(RRT)^[6],适用于高维空间和复杂环境; 以及启发式搜索算法,它们结合了问题的特定知识与通用搜索策略。

近年来,群智能算法在路径规划领域的应用受到了广泛关注。这类算法模拟自然界生物群体的行为模式,通过

个体间的简单协作和信息交流来求解复杂问题。群智能算法如蚁群算法^[7]、粒子群算法^[8]等在路径规划中展现出卓越的性能。相较于传统算法,群智能算法不依赖于问题的具体数学模型,而是通过模拟生物行为来寻找最优解,这使得算法具有更强的通用性和适应性;其次,群智能算法并行性强,易于实现分布式计算,从而提高计算效率。然而,群智能算法也存在收敛速度慢、易陷入局部最优、参数设置敏感等问题。刘志强等^[9]基于传统灰狼算法求解移动机器人路径规划问题收敛效率低且易陷入局部极值的缺陷,提出一种基于 Tent 混沌映射初始化种群的改进灰狼(TGWO)算法,有效提高了算法的收敛效率并且避免陷入局部最优。张志文等^[10]考虑到传统群智能优化算法在求解路径规划问题时,面对多样化工作场景存在规划效率低、响应时间长等问题,提出一种多元协同优化策略,有效解决了规划效率低、响应时间长等问题。屈新怀等^[11]针对传统蚁群算法在自动导引车路径规划研究中存在收敛速度慢、搜索能力差等问题,提出一种改进的蚁群算法,仿真实验证明该算法具有较好的收敛性和较高的寻优能力。

Dehghani 等^[12]在 2023 年提出一种新型群智能优化算法—鱼鹰优化算法(osprey optimization algorithm, OOA)。实验证明,该算法模拟鱼鹰行为具有参数少、迭代速度快、可开发性强等优点。鱼鹰算法作为一种新型的群智能优化算法,虽然具有诸多优点,但也存在一些缺点,例如容易陷入局部最优、迭代精度一般、全局搜索能力还有待提高等问题。岑哲等^[13]针对鱼鹰算法易陷入局部最优等问题,通过引入 Bernoulli 混沌映射、余弦自适应的莱维飞行策略以及折射反向学习策略对鱼鹰算法进行混合改进,有效改善无人机路径规划问题在收敛精度和跳出局部最优方面等问题的不足,该算法引入莱维飞行策略仍存在参数敏感、会产生随即震荡等问题。陈曦明等^[14]针对鱼鹰优化算法在运行时存在寻优精度和稳定性差的问题,引入 SPM 混沌映射、威布尔随机扰动和“最优-随机均值”变异策略,使算法有所改善并应用于混合核相关向量机的超参数寻优中,但 SPM 混沌映射在高维空间中易出现周期性重复受此启发,针对上述问题,本文提出一种基于 Tent 混沌映射初始化种群的改进鱼鹰算法,在初始化阶段加入 Tent 混沌映射, Tent 映射通过对称性设计保障了初始解在复杂地形中的均匀覆盖,避免周期性重复,同时增加种群多样性,其次,在全局勘探阶段引入自适应惯性权重因子和非线性权重因子更新鱼鹰位置,两种权重因子结合可同步抑制莱维飞行长尾分布引发的过度跳跃和威布尔扰动在障碍物边缘的无效扰动,使算法在复杂地形中兼顾收敛速度,帮助鱼鹰个体更好地跳出局部最优,最后在局部开采阶段引入高斯变异策略,在保留个体扰动效果的基础上相较于折射反向学习策略降低了计算复杂度,有效提高了全局搜索能力,增加了搜索过程的多样性。

1 鱼鹰优化算法(OOA)

本节首先介绍鱼鹰的初始化过程,然后在模拟鱼鹰自然行为的基础上,介绍鱼鹰两个位置更新阶段,第 1 阶段为全局勘探阶段,第 2 阶段为局部开采阶段。

1.1 种群初始化

在 OOA 种群中,每一个鱼鹰的位置都有可能作为问题的最优解,使用矢量进行数学建模。OOA 种群可以用式(1)用矩阵建模。使用式(2)随机初始化鱼鹰种群。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_i \\ \vdots \\ \mathbf{X}_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (1)$$

$$x_{i,j} = lb_j + r_{i,j} \cdot (ub_j - lb_j) \quad (2)$$

式中: \mathbf{X} 为鱼鹰所在的位置矩阵, $x_{i,j}$ 是鱼鹰位置的第 j 维, N 为鱼鹰数量, m 为求解问题的维度, $r_{i,j}$ 为区间 $[0,1]$ 内的随机数, lb_j 为寻优的下边界, ub_j 为寻优的上边界。

初始化位置后计算每一个鱼鹰的适应度值,适应度值计算公式为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F(\mathbf{X}_1) \\ \vdots \\ F(\mathbf{X}_i) \\ \vdots \\ F(\mathbf{X}_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (3)$$

式中: \mathbf{F} 为适应度函数值的向量, F_i 为第 i 只鱼鹰的适应度函数值。

1.2 全局勘探

鱼鹰拥有强大的捕捉能力,能精准确定水下鱼的位置并进行捕捉。在捕捉过程中每只鱼鹰将搜索空间中目标函数值更优的位置作为水中鱼的位置,用公式可以表示为:

$$FP_i = \{X_k \mid k \in \{1, 2, \dots, N\} \wedge F_k < F_i\} \cup \{X_{best}\} \quad (4)$$

式中: FP_i 为第 i 只鱼鹰的位置合集, X_{best} 为最佳鱼鹰位置。

在确定鱼群中鱼的位置后,鱼鹰开始捕获鱼,利用式(5)~(6)计算鱼鹰的新位置。若经计算,新位置所对应的目标函数值优于原位置,利用式(7)更新位置。

$$x_{i,j}^{P1} = x_{i,j} + r_{i,j} \cdot (\mathbf{SF}_{i,j} - I_{i,j} \cdot x_{i,j}) \quad (5)$$

$$x_{i,j}^{P1} = \begin{cases} x_{i,j}^{P1}, & lb_j \leq x_{i,j}^{P1} \leq ub_j \\ lb_j, & x_{i,j}^{P1} < lb_j \\ ub_j, & x_{i,j}^{P1} > ub_j \end{cases} \quad (6)$$

$$X_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{P1}, & F_i^{P1} < F_i \\ \mathbf{X}_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: \mathbf{X}_i^{P1} 是第 i 个鱼鹰的新位置向量, $x_{i,j}^{P1}$ 为向量 \mathbf{X}_i^{P1} 在

第 j 维的值, F_i^{p1} 是新位置的目标函数值, $SF_{i,j}$ 为从第 i 个鱼鹰对应的鱼群中随机选择的个体所对应的位置向量, $SF_{i,j}$ 为 SF_i 在第 j 维的值, $r_{i,j}$ 为区间 $[0,1]$ 内的随机数, $I_{i,j}$ 为区间 $[1,2]$ 内的随机数。

1.3 局部开采

鱼鹰捕获鱼后选择安全的地方进食, 使用式(8)、(9)计算一个新的随机位置作为鱼鹰进食的位置。若经计算, 新位置所对应的目标函数值优于原位置, 利用式(10)更新位置。

$$x_{i,j}^{p2} = x_{i,j} + \frac{lb_j + r \cdot (ub_j - lb_j)}{t} \quad (8)$$

$$x_{i,j}^{p2} = \begin{cases} x_{i,j}^{p2}, & lb_j \leq x_{i,j}^{p2} \leq ub_j \\ lb_j, & x_{i,j}^{p2} < lb_j \\ ub_j, & x_{i,j}^{p2} > ub_j \end{cases} \quad (9)$$

$$X_i = \begin{cases} \mathbf{X}_i^{p2}, & F_i^{p2} < F_i \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: \mathbf{X}_i^{p2} 为局部开采阶段第 i 个鱼鹰的新位置向量, $x_{i,j}^{p2}$ 是向量 \mathbf{X}_i^{p2} 在第 j 维的值, F_i^{p2} 是新位置对应的目标函数值, r 为区间 $[0,1]$ 内的随机数, t 和 T 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

2 多策略改进鱼鹰优化算法(TOOA)

2.1 Tent 混沌映射

原始鱼鹰算法的种群初始化方法通常是基于随机数的, 这意味着种群中的个体在搜索空间中的分布可能不够均匀。这种不均匀的分布可能导致算法在迭代早期就陷入局部最优, 从而影响了全局搜索能力。此外, 随机初始化方法在面对大规模优化问题时, 其效果往往不佳, 因为随机生成的个体可能无法充分覆盖整个搜索空间, 导致潜在的最优解被忽略。因此, 本文在 OOA 种群初始化阶段采用混沌映射策略改进。目前常用的混沌优化方法有 Tent 映射、Logistic 映射^[15]、Circle 映射^[16]、Gauss 映射等, 研究表明 Tent 混沌映射可生成均布于 $[0,1]$ 的初始值^[17], 具有更好的遍历性, 均匀性, 因此本次种群初始化选择 Tent 映射。Tent 映射计算方式如式(11)所示。

$$x_{i+1} = \begin{cases} 2x_i, & 0 \leq x_i \leq 1/2 \\ 2(1-x_i), & 1/2 \leq x_i \leq 1 \end{cases} \quad (11)$$

2.2 权重因子

1) 非线性权重因子

鱼鹰算法在全局勘探阶段可能存在搜索能力受限的问题。原始鱼鹰算法中的全局勘探阶段受限于线性的搜索策略, 导致算法在探索解空间时缺乏足够的多样性和灵活性。引入式(12)后, 搜索过程将变得更加动态和多样化。非线性权重因子能够根据搜索的进展和当前种群的状态来调整搜索方向, 从而更全面地覆盖解空间。

$$\omega = \frac{e^{\frac{t+2}{T+1}} - 3}{e - 3} \quad (12)$$

式中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。

2) 自适应惯性权重因子

本文在鱼鹰算法全局勘探阶段引入式(13), 自适应惯性权重因子的引入能够根据搜索过程中的反馈信息动态调整搜索步长和方向。这意味着算法能够在搜索过程中自我调整, 更快地接近最优解。

$$\theta = 0.5 \cos\left(\frac{3\pi}{2}\left(3 - \frac{t+3}{T}\right)\right) \quad (13)$$

改进后的位置更新公式为:

$$x_{i,j}^{p1} = \theta \cdot x_{i,j} + \omega \cdot r_{i,j} \cdot (SF_{i,j} - I_{i,j} \cdot x_{i,j}) \quad (14)$$

在新的位置更新公式(14)中, 首先, 引入呈非线性变化的权重因子, 考虑到原始鱼鹰算法受限于线性的搜索策略, 引入非线性权重因子后, 能够尽可能广泛地搜索以找到潜在的优质解。其次, 引入自适应惯性权重因子, 通过实时分析位置的更新情况和搜索空间的特性, 可以确保搜索过程既不会过早收敛到局部最优。通过引入非线性权重因子和自适应权重因子到鱼鹰算法的全局勘探阶段, 可以显著增强算法的全局搜索能力。

2.3 高斯变异

鱼鹰算法在局部开采时可能过于关注当前最优解附近的搜索, 导致过早收敛并陷入局部最优解, 从而无法探索到全局更优的解。高斯变异^[18]是一种有效的随机搜索策略, 它通过在原个体值的基础上增加一个服从高斯分布的随机扰动项, 使得搜索过程具有更好的随机性和多样性。这种变异方式能够帮助算法在局部开采阶段跳出当前局部最优解, 避免过早收敛, 从而有机会寻找到全局更优的解。

高斯变异用到的高斯函数如下:

$$G(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{\alpha^2}{2\sigma^2}} \quad (15)$$

式中: α 为区间 $[0,1]$ 内的随机数, σ 取值为 1, 对式(8)所得的个体进行高斯变异操作, 变异后的位置更新公式如下:

$$Gx_{i,j}^{p2} = x_{i,j}^{p2} (1 + G(\alpha)) \quad (16)$$

式中: $Gx_{i,j}^{p2}$ 为变异后位置更新公式。

通过在局部开采阶段引入高斯变异策略, 一方面能够通过增加随机扰动, 算法有机会跳出当前局部最优区域, 探索更广阔的搜索空间, 从而更有可能找到全局最优解。另一方面高斯变异的随机性使得算法对于不同的问题和初始条件具有更好的适应性。即使在某些情况下初始解不佳, 高斯变异也能够帮助算法逐渐调整到更优的搜索方向, 提高算法的鲁棒性。在鱼鹰优化算法的局部开采阶段引入高斯变异策略, 能够有效提升算法的全局搜索能力、鲁棒性, 使得算法在解决优化问题时更加高效和可靠。

2.4 TOOA 算法流程

TOOA 的流程可以总结为先利用 Tent 混沌映射策略对种群进行初始化, 然后进入全局勘探阶段, 在该阶段通过引入非线性权重因子和自适应惯性权重因子更新鱼鹰位置, 帮助鱼鹰个体更好地跳出局部最优, 最后在局部开采阶

段引入高斯变异策略,有效提高了全局搜索能力,增加了搜索过程的多样性。其具体步骤如下:

步骤 1)设定种群数量 N ,最大迭代次数 T ,搜索维度 dim 以及寻优的上边界 lb ,和下边界 ub ;

步骤 2)利用 Tent 混沌映射种群初始化;

步骤 3)计算鱼鹰个体的适应度值;

步骤 4)在鱼鹰的全局勘探阶段,通过引入非线性权重因子和自适应惯性权重因子,即式(6)、(7)和(14)来更新种群位置;

步骤 5)在鱼鹰的局部开采阶段,采用高斯变异策略,即式(9)、(10)和(16)来更新种群位置;

步骤 6)判断算法是否收敛,若收敛则输出最优位置,否则重复执行步骤 4)~步骤 5)。

3 基于 TOOA 算法的移动机器人路径规划

栅格地图^[19]是目前广泛应用的地图建模方法,它能真实地表示环境的特征,降低场景的复杂性。如图 1 所示,通过栅格法构建一个 20×20 的栅格地图,设定每个栅格的边长为 1,黑色栅格代表障碍物信息,白色栅格为机器人允许越过区域,以左下角为原点,右上角为终点。

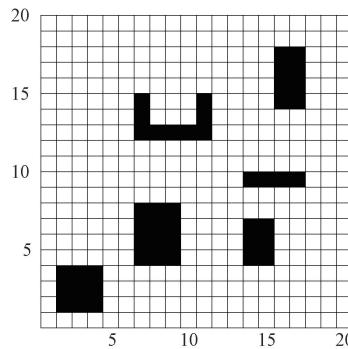


图 1 二维栅格地图

Fig. 1 Two-dimensional grid map

在路径优化过程中,设置每只鱼鹰捕食时更新位置形成的坐标合集代表机器人的一条移动路径。TOOA 算法通过优化策略,选择一条最优路径,路径规划约束如下:

1)路径连续性条件。移动路径应避免迂回,确保机器人从当前节点 (x_1, y_1) 移至下一节点 (x_2, y_2) 时,至少满足 $(x_2 > x_1 \text{ or } y_2 > y_1)$ 其中一项条件。

2)环境边界与障碍物约束条件。移动路径需严格限定在预设的图幅边界栅格内,且所有路径节点及其连接线均不得穿越任何障碍物栅格。

3)目标路径最短条件。在满足(1)、(2)的前提下,众多栅格位置中,第 j 行栅格,应选取横坐标最小 i 作为最终路径节点,以达到最短路径。即适应度函数取得最小值。

其中,适应度函数可表示为:

$$\begin{cases} L_{path} = \sum_{n=0}^{m-1} \sqrt{(x_{m-1} - x_m)^2 + d^2} \\ d = y_{n+1} - y_n = 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中: m 为路径节点个数, d 为栅格边长。

4 仿真实验结果与分析

TOOA 算法性能验证实验,分别有标准函数测试实验,移动机器人全局路径规划仿真实验两部分组成。

4.1 实验环境及平台

仿真环境:16 GB 内存、Intel i7-10750H(2.60 GHz)处理器的 Windows 11 计算机、软件平台为 MATLAB R2023b。

4.2 测试函数

为了验证 TOOA 的改进效果,将 TOOA 与文献[9]中的改进灰狼算法 TGWO、原始灰狼算法 GWO、文献[13]中的改进鱼鹰算法 AOOA、文献[14]中的改进鱼鹰算法 IOOA、原始鱼鹰算法 OOA 进行对比。对比实验选取 10 个通用的标准测试函数,标准测试函数如表 1 所示。算法的种群数量设定为 30,最大迭代次数为 500,进行 30 次单独重复实验,测试结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,在单峰函数 $F_1(x) \sim F_4(x)$ 中,TOOA 算法寻优精度以及稳定性优于其余算法。对于多峰函数 $F_5(x)$ 而言,TOOA 寻优效果也明显优于其余五种算法,并且在重复独立运行的 30 次实验中,TOOA 多次都能寻到最优解,在多峰函数 $F_6(x) \sim F_8(x)$ 和固定维多峰函数 $F_9(x)、F_{10}(x)$ 测试中,TOOA 算法寻优速度最快,并在 $F_6(x)$ 和 $F_8(x)$ 测试中 TOOA 都能寻到理论最优值,体现了较好的性能。

4.3 收敛曲线对比分析

基于单峰测试函数 $F_1(x) \sim F_4(x)$ 收敛曲线,如图 2(a)~(d)所示。TOOA 相较于其余五种算法有着更好的寻优结果,收敛速度明显优于其余算法,并且每次都能达到理想值,这得益于在算法中加入 Tent 混沌映射,Tent 混沌映射相较于 Bernoulli 混沌映射和 SPM 混沌映射具有对称性,拥有更好的覆盖效率,能够快速生成多样化的初始种群,从而帮助算法在搜索过程中更有效地探索解空间。

基于多峰测试函数和固定维多峰测试函数 $F_5(x) \sim F_{10}(x)$ 收敛曲线,如图 2(e)~(j)所示。可以看到图 2(f)和(h)中大部分算法都可以达到理论最优值,但 TOOA 有着更快的收敛速率,在图 2(e)、(g)、(i)和(j)中,尤其是在图 2(e)中,TOOA 在寻优值以及寻优速率上明显优于其余 5 种算法,这得益于在算法中融入了权重因子以及高斯变异,权重因子在面对多维测试函数有多个解的时候,能够帮助算法跳出局部最优,并且引入高斯变异有效提高了全局搜索能力。

4.4 路径规划仿真

首先在 20×20 的环境 1 栅格地图中进行 TOOA 与其余五种算法在最优值、平均值和标准差数据的对比,然后

表 1 标准测试函数

Table 1 Standard test functions

标准函数	维度	搜索空间	最小值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_4(x) = \max_{1 \leq i \leq n} x_i $	30	$[-100, 100]$	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$	-12 569.3
$F_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos 2\pi x_i + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_7(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$F_8(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
$F_9(x) = \left[\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^j (x_i - a_{ij})^6} \right]^{-1}$	2	$[-65.536, 65.536]$	1
$F_{10}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp\left[-\sum_{j=1}^4 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2\right]$	4	$[0, 1]$	-3.86

表 2 基于标准测试函数 6 种算法测试对比结果

Table 2 Comparison results of tests of six algorithms based on standard test functions

函数	度量指标	TOOA	IOOA	OOA	AOOA	GWO	TGWO
$F_1(x)$	平均值	0	3.45×10^{-4}	0	8.12×10^{-317}	1.74×10^{-28}	0
	标准差	0	4.94×10^{-5}	0	0	6.61×10^{-28}	0
$F_2(x)$	平均值	0	3.17×10^{-2}	2.24×10^{-200}	2.54×10^{-217}	1.76×10^{-16}	4.03×10^{-303}
	标准差	0	1.88×10^{-3}	0	0	7.10×10^{-18}	0
$F_3(x)$	平均值	0	3.02×10^{-3}	0	4.32×10^{-311}	1.32×10^{-6}	0
	标准差	0	2.54×10^{-3}	0	0	3.98×10^{-7}	0
$F_4(x)$	平均值	0	1.32×10^{-1}	1.59×10^{-205}	2.52×10^{-201}	4.72×10^{-7}	1.04×10^{-286}
	标准差	0	1.82×10^{-3}	0	0	1.78×10^{-7}	0
$F_5(x)$	平均值	-1.26×10^4	-6.07×10^3	-9.02×10^3	-2.74×10^3	-6.29×10^3	-2.85×10^3
	标准差	9.17×10^{-4}	2.07	1.78×10^3	1.68×10^2	3.48×10^2	2.16×10^2
$F_6(x)$	平均值	0	36.9	0	0	5.68×10^{-14}	0
	标准差	0	18.4	0	0	7.57	0
$F_7(x)$	平均值	4.44×10^{-16}	19.8	4.44×10^{-16}	4.44×10^{-16}	1.11×10^{-13}	4.44×10^{-16}
	标准差	2.96×10^{-31}	9.89	0	0	1.78×10^{-15}	0
$F_8(x)$	平均值	0	2.47×10^{-2}	0	0	0	0
	标准差	0	1.23×10^{-2}	0	0	0	0
$F_9(x)$	平均值	1	9.98×10^{-1}	9.98×10^{-1}	12.7	9.98×10^{-1}	12.7
	标准差	1.15×10^{-2}	5.00×10^{-4}	1.23×10^{-1}	2.00×10^{-1}	1.06×10^{-1}	7.50×10^{-2}
$F_{10}(x)$	平均值	-3.86	-3.86	-3.66	-3.86	-3.85	-3.85
	标准差	1.30×10^{-4}	2.15×10^{-4}	5.17×10^{-4}	3.08×10^{-3}	3.21×10^{-4}	4.13×10^{-4}

在障碍物分布更加密集的 30×30 的环境 2 棚格地图再次进行对比实验, 算法的种群数量设定为 30, 进行 30 次单独重复实验, 实验测试结果如表 3、路径规划结果图如图 3、4 所示。

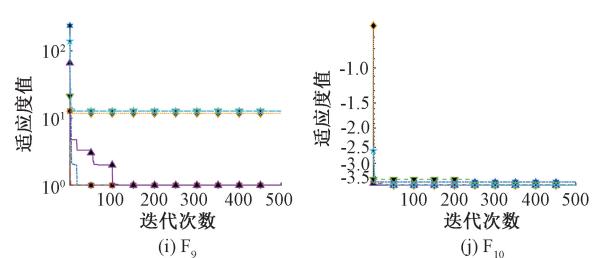
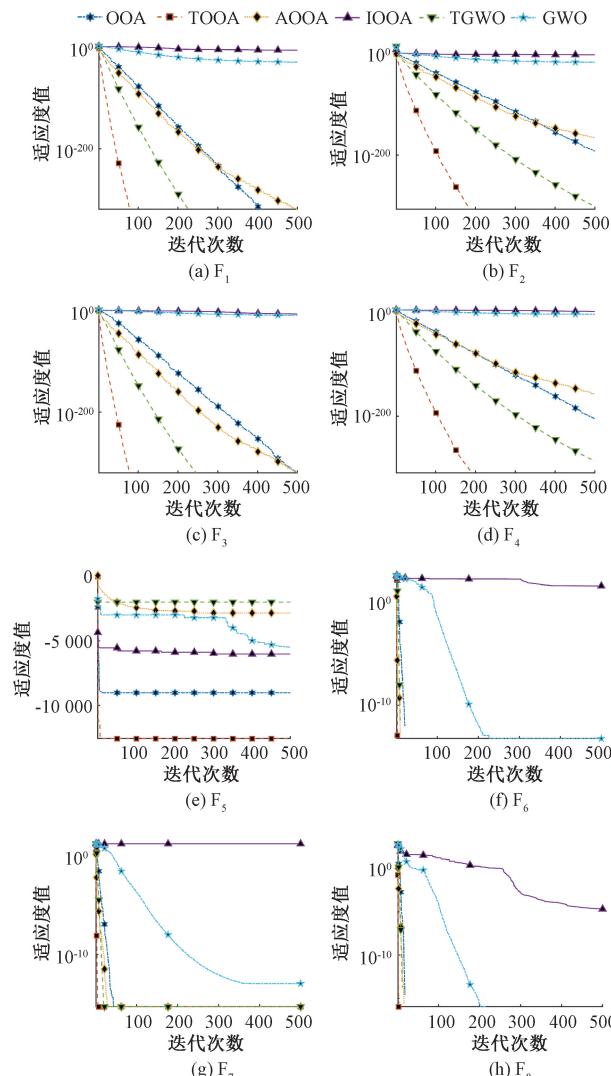


图 2 收敛曲线对比图

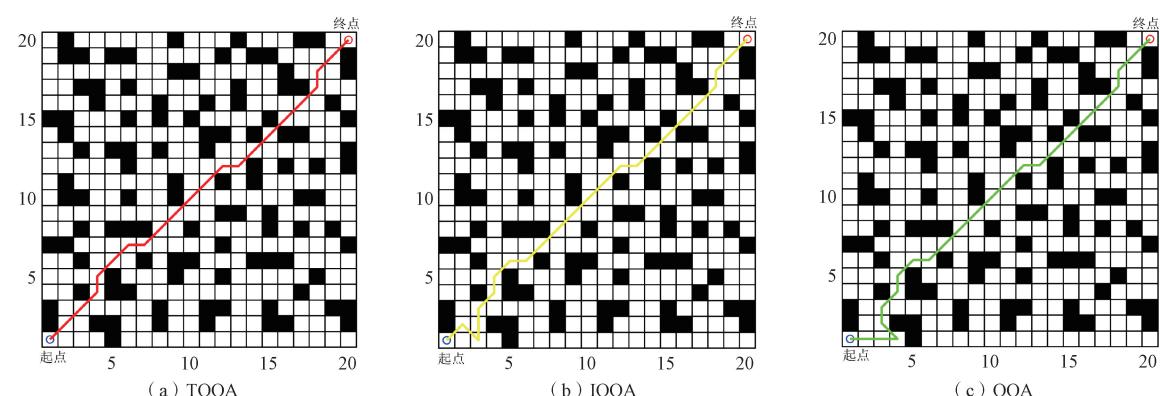
Fig. 2 Comparison diagram of convergence curves

表 3 30 次实验算法性能对比

Table 3 Performance comparison of the algorithms in 30 experiments

场景	算法	最优值	平均值	标准差
20×20	TOOA	28.01	28.32	0.31
	IOOA	30.04	30.88	0.91
	OOA	30.62	31.15	0.61
	AOOA	30.38	30.98	0.48
	GWO	29.04	30.18	0.85
30×30	TGWO	29.21	30.11	0.74
	TOOA	42.78	43.10	0.32
	IOOA	47.11	47.72	0.58
	OOA	45.36	46.10	0.53
	AOOA	46.53	47.14	0.48
	GWO	45.94	46.56	0.51
	TGWO	43.36	44.64	0.76

根据表 3 可以得出结论在 20×20 的栅格地图环境下, TOOAA 算法在寻优值、平均值和标准差数据上相较于其余 5 种算法表现较好, 证明 TOOAA 有着较好的全局搜索能力, 此外在 30×30 的栅格地图环境下, 可以看出 TOOAA 相较于其他算法有着明显提升, 并且在稳定性方面也有显著提升, 这得益于在 TOOAA 算法中加入了高斯变异以及权



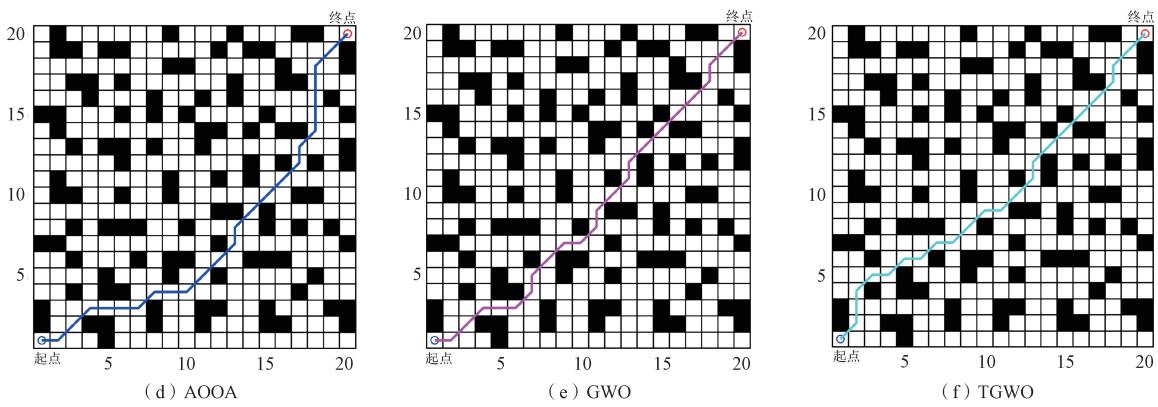


图 3 环境 1 路径规划结果图

Fig. 3 Path planning result diagram of environment 1

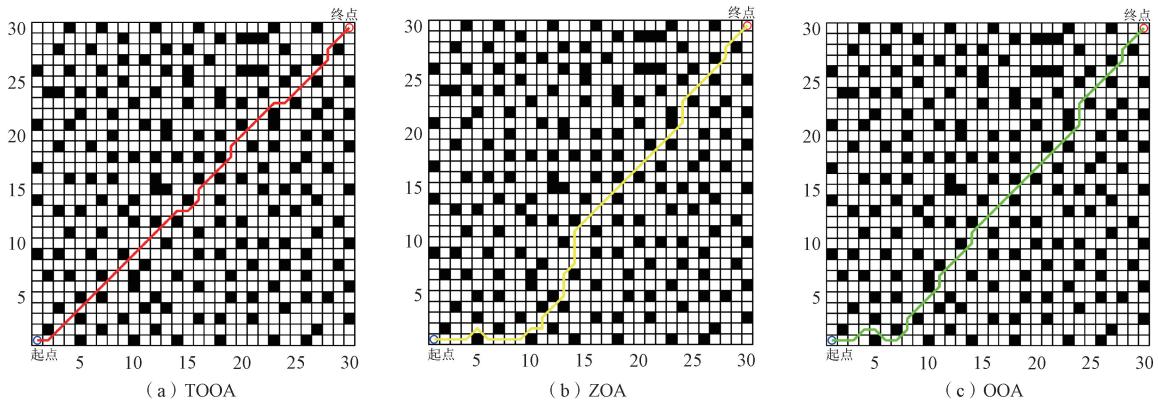


图 4 环境 2 路径规划结果图

Fig. 4 Path planning result diagram of environment 2

重因子策略,在处理更加复杂的环境时能够及时跳出局部最优,快速准确的寻到最优解。综上所述,TOOA 算法在路径规划问题中,综合寻优能力更强,算法具有更好的收敛性。

5 结 论

本文将鱼鹰算法应用到路径规划上,并在鱼鹰算法的基础上进行改进,提出一种多策略改进鱼鹰算法 TOOA,并且与其余五种智能算法进行了测试函数对比以及路径

规划仿真对比,实验结果表明 TOOA 算法在两次仿真实验中都体现了较出色的收敛效果以及寻优精度,验证了本文改进策略的有效性。后续考虑将 TOOA 算法与局部动态避障相结合,以适应更复杂的场景,并且可以考虑将 TOOA 算法运用到更广泛领域,例如语义分割、故障诊断等。

参考文献

- [1] SUN J B, LIU G L, TIAN G H, et al. Smart obstacle avoidance using a danger index for a dynamic

- [2] environment[J]. Applied Sciences, 2019, 9(8):1589. 李艳生,张静琦,刘彦瑜,等. 物流机器人调度系统及其双向同步跳点搜索算法设计[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7):121-132.

[3] LI Y SH, ZHANG J Q, LIU Y Y, et al. Logistics robot scheduling system and the design of its bidirectional synchronous jump point search algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44 (7): 121-132.

[4] ZAFAR M N, MOHANTA J C, KESHARI A. GWO-Potential field method for mobile robot path planning and navigation control[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021, 46(8):8087-8104.

[5] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematik, 1959, 1: 269-271.

[6] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science & Cybernetics, 1972, 4(2):28-29.

[7] 施成龙,行鸿彦,王水璋,等. 融合三步平滑与改进RRT算法的无人机路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23):43-49.

[8] SHI CH L, XING H Y, WANG SH ZH, et al. UAV path planning by fusing three-step smoothing and improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 43-49.

[9] 方敏,金世俊. 基于蚁群算法和蝙蝠算法的多点路径规划[J]. 电子测量技术,2024,47(18):47-53.

[10] FANG M, JIN SH J. Multi-point path planning based on ant colony algorithm and bat algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18): 47-53.

[11] 陈洪芳,吴欢,王子帅,等. 基于改进粒子群算法的三坐标测量机最佳测量区域评价方法[J]. 仪器仪表学报,2024,45(11):197-205.

[12] CHEN H F, WU H, WANG Z SH, et al. An evaluation method for optimal measurement region of coordinate measuring machines based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45 (11): 197-205.

[13] 刘志强,何丽,袁亮,等. 采用改进灰狼算法的移动机器人路径规划[J]. 西安交通大学学报,2022,56(10): 49-60.

[14] LIU ZH Q, HE L, YUAN L, et al. Path planning of mobile robot based on TGWO algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(10): 49-60.

[15] 张志文,刘伯威,张继园,等. 麻雀搜索算法-粒子群算法与快速扩展随机树算法协同优化的智能车辆路径规划[J]. 中国机械工程,2024,35(6):993-999,1009. ZHANG ZH W, LIU B W, ZHANG J Y, et al. Cooperative optimization of intelligent vehicle path planning based on PSO-SSA and RRT [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(6): 993-999, 1009.

[16] 屈新怀,许成龙,丁必荣,等. 基于改进蚁群算法的AGV路径规划研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2024,47(7):865-869.

[17] QU X H, XU CH L, DING B R, et al. Research on AGV path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Hefei University of Technology(Natural Science Edition), 2024, 47(7): 865-869.

[18] DEHGHANI M, TROJOVSKY P. Osprey optimization algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems [J]. Frontiers in Mechanical Engineering, 2023, 8:1126450.

[19] 岑哲,符强,童楠. 基于自适应鱼鹰优化算法的无人机路径规划[J]. 电光与控制,2024,31(11):26-33,67. CEN ZH, FU Q, TONG N. UAV path planning based on adaptive osprey optimization algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31 (11): 26-33, 67.

[20] 陈曦明,张军伟,张冉,等. 一种改进鱼鹰优化算法及其应用[J]. 重庆理工大学学报,2024,38(5):122-133. CHEN X M, ZHANG J W, ZHANG R, et al. An improved osprey optimization algorithm and its application[J]. Journal of Chongqing University of Technology, 2024, 38(5): 122-133.

[21] 李响,吴超华,吴刚,等. 基于CEEMDAN和CDSSAICA的转向电机噪声信号识别[J]. 电子测量技术,2024, 47(23):33-41.

[22] LI X, WU CH H, WU G, et al. Steering motor noise signal recognition based on CEEMDAN and CDSSAICA[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(23): 33-41.

[23] 戚得众,吴云志,丁璐,等. 基于改进非洲秃鹫算法优化极限学习机的船舶运动预测[J]. 电子测量技术, 2024,47(5):54-60.

[24] QI D ZH, WU Y ZH, DING L, et al. Ship motion prediction study based on IAVOA optimized extreme learning machine [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(5): 54-60.

[25] 商立群,李洪波,侯亚东,等. 基于特征选择和优化极限学习机的短期电力负荷预测[J]. 西安交通大学学报,

- 2022,56(4):165-175.
- SHANG L Q, LI H B, HOU Y D, et al. Short-term power load forecasting based on feature selection and optimized extreme learning machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(4): 165-175.
- [18] 吴峥,傅晓锦,李莎,等.基于改进鲸鱼优化算法的轮式移动机器人路径规划[J].机械设计与研究,2024,40(5):167-175.
- WU ZH, FU X J, LI SH, et al. Path planning of wheeled mobile robot based on improved whale optimization algorithm [J]. Machine Design and Research, 2024, 40(5): 167-175.
- [19] 音凌一,向凤红,毛剑琳.改进灰狼优化算法在特征栅

格地图上的路径规划[J].机械科学与技术,2023,42(9):1516-1526.

YIN L Y, XIANG F H, MAO J L. Improved grey wolf optimization algorithm for path planning on feature grid maps [J]. Mechanical Science and Technology, 2023, 42(9): 1516-1526.

作者简介

胡宇哲,硕士研究生,主要研究方向为移动机器人路径规划算法。

E-mail:2696003714@qq.com

张小栋,博士,教授,主要研究方向为巡检机器人和故障诊断等。

E-mail:1473349224@qq.com