

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408034

改进的小龙虾优化算法的移动机器人路径规划优化

黄超 杨泽彬 黄予昕

(重庆邮电大学信息无障碍工程研发中心 重庆 400065)

摘要:为解决移动机器人在路径规划过程中路径不平滑、避障不稳定和陷入局部最优的问题,在传统的小龙虾算法(crayfish optimization algorithm, COA)的基础上提出了一种改进的自适应小龙虾优化算法(adaptive crayfish optimization algorithm, ACOA),来优化移动机器人的路径规划。首先添加 Piecewise 混沌映射初始种群,使种群生成具有多样性和随机性以此来提高算法的全局搜索能力;其次通过引入自适应的温度参数调整机制,使小龙虾的根据情况调整3种行为,平衡算法在全局规划与局部探索之间的能力,加快算法的收敛速度;最后,通过自适应度函数的设计,加强机器人在路径规划中的避障能力并且达到路径平滑的效果。在仿真实验中,改进后的算法在多种复杂环境中表现出色,路径总长度、迭代收敛速度以及拐点数均优于传统的路径规划方法。ACOA算法于COA算法相比,在3种地图中路径长度分别缩短3.9%、5.3%、17.3%;拐点分别减少40%、33%、45%;且在路径平滑度和避障效果上也有显著提升。研究表明,ACOA算法在移动机器人路径规划中具有较高的实用性和稳定性。

关键词: 移动机器人;路径规划;ACOA算法;Piecewise映射

中图分类号: TP242; TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Path planning optimization of mobile robot with improved crayfish optimization algorithm

Huang Chao Yang Zebin Huang Yuxin

(Information Accessibility Engineering R & D Center, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Regarding the issues of non-smooth paths, unstable obstacle avoidance, and getting stuck in local optima in mobile robot path planning, a new adaptive crayfish optimization algorithm (ACOA) based on the traditional crayfish optimization algorithm (COA) is proposed. The algorithm improves robot path planning. First, a Piecewise chaotic map is used to set up the population. It adds diversity and randomness to the population and helps the algorithm search better globally. Next, an adaptive temperature adjustment is used. This helps crayfish change their behaviors to fit the situation and balances global planning and local searching to speed up the convergence of the algorithm. Finally, a special fitness function is designed. It helps robots avoid obstacles better and creates smoother paths. Tests show that the improved algorithm works well in different complex environments. It gives shorter paths, faster convergence, and fewer turns. Compared with the COA algorithm, the ACOA algorithm reduces the path length by 3.9%, 5.3%, and 17.3% in the three maps, and the inflection points are reduced by 40%, 33%, and 45%, respectively. It also smooths paths and better avoids obstacles.

Keywords: mobile robots; path planning; ACOA algorithm; piecewise mapping

0 引言

由于人工智能技术和自动化技术的全球化发展,移动机器人需要在工业自动化、无人驾驶、智能物流等领域

承担更多任务^[1-2]。在这些应用场景中,路径规划是移动机器人自主导航和执行任务的关键技术之一,其主要任务是为机器人找到一条从起始点到目标点的能够躲避障碍物,避免碰撞的可行通路^[3]。然而,传统路径规划方法如A*算法^[4]、Dijkstra算法^[5]、人工势场法^[6]、快速搜索

随机数法(RRT)^[7]等,与智能生物启发式算法相比可能在处理高维、复杂环境时容易陷入局部最优解,导致路径不平滑或者无法有效避障。

为了解决这些问题,生物启发式算法被广泛应用在路径规划问题中,如粒子群优化(PSO)^[8]、蚁群算法(ACO)和小龙虾优化算法(crayfish optimization algorithm, COA)^[9]。这些算法的灵感均来自自然界中的生物的行为,能够很好地权衡全局搜索和局部优化两部分。COA是一种基于小龙虾觅食、避暑与竞争行为的元启发式算法,通过模仿小龙虾的随机移动和交替摄食行为,使其具有较强的全局探索能力和局部开发能力,从而解决大部分工程问题。然而,标准COA在处理复杂环境时,仍会存在路径不够平滑和容易陷入局部最优的缺点。

为此,本文提出了一种改进的自适应小龙虾优化算法(adaptive crayfish optimization algorithm, ACOA),通过引入 Piecewise 映射方法,提高种群初始化时的多样性和随机性,提高算法的全局搜索能力,改进算法能够根据种群的数量、迭代的次数自适应地调节小龙虾的搜索策略,并通过设计自适应函数来增强在复杂场景中的避障能力和路径平滑性。此外,本文通过仿真实验验证了 ACOA 在多种环境下的路径规划性能,与传统方法相比,ACOA 展现出了更短的路径、较高的计算效率以及更好的避障效果。

1 问题分析

在智能物流、自动驾驶、工业自动化等领域的技术不断进步的背景下,移动机器人在各种场景被广泛应用,因此机器人的路径规划问题被广泛关注。路径规划的核心目标是在复杂的环境中为机器人找到一条最优的可行路径,使其能够安全地从起点到达终点。路径规划算法在实际应用中,需要考虑多方面因素,其中包括环境中障碍物的分布、路径的平滑性以及算法的计算效率等。

1.1 地图构建

模拟路径规划场景需要构建地图,常见的表示方法有多种,例如栅格地图、拓扑地图和几何地图等。栅格地图将环境离散化为规则的小单元,使用二维矩阵表示环境中的自由空间和障碍物。0为自由可通行空间,1为障碍物不可通行区域,适用于规则环境的描述,更易于构建和理解;且栅格地图的分辨率可以根据需求进行调整,故本文采用栅格地图的搭建环境。

1.2 COA 算法

COA 算法是 2023 年提出的一种新算法,这个算法的灵感来自于小龙虾在自然界中的行为,基于对小龙虾在

自然界中根据环境的变换而表现出来的避暑、觅食和竞争 3 种行为提出的一种新型的生物启发式算法。其整个过程通过设定温度来控制小龙虾的行为,共包括 3 个部分。避暑行为:当环境温度较高时,小龙虾会寻找凉爽的洞穴进行避暑,以避免极端环境的影响。在算法中,避暑行为对应局部搜索能力,使得小龙虾个体在搜索空间中广泛分布,避免陷入局部最优。觅食行为:小龙虾通过随机游动寻找食物。这一行为对应算法中的全局搜索能力,在寻找到局部最优解后进一步优化路径,使得算法能够找到更短的路径或更优的解。竞争行为:当多个小龙虾同时争夺食物或洞穴时,它们会表现出一定的竞争行为,调整自己的位置以避免冲突。这种行为在算法中体现为对搜索空间中较优解的集中优化,使得种群能够向最优解逐步收敛。

设有 N 只小龙虾组成小龙虾群体, X_i 表示第 i 只小龙虾的位置。每个小龙虾都是一个 $1 \cdot dim$ 的矩阵,每一列矩阵代表一组解决方案,故对该群体进行初始化,公式如下:

$$X_i = \begin{bmatrix} X_{i,1} & \cdots & X_{i,j} & \cdots & X_{i,dim} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ X_{i,1} & \cdots & X_{i,j} & \cdots & X_{i,dim} \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ X_{N,1} & \cdots & X_{N,j} & \cdots & X_{N,dim} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $X_{i,j}$ 表示第 i 个小龙虾在第 j 维度上的位置; N_{max} 为种群数量; dim 为种群维数,在栅格地图中表示路径点的数量,由栅格地图的大小来确定。

$$X_{i,j} = lb_j + (ub_j - lb_j) \times rand(0,1) \quad (2)$$

式中: lb_j 和 ub_j 分别为第 j 维度的下限和上限,即栅格地图的上界和下界,定义了解空间的范围; $rand(0,1)$ 是 $[0,1]$ 区间内的随机数,用于确保小龙虾在每个维度上随机分布,保证种群的多样性。

小龙虾会根据温度的不同从而进入不同的阶段,定义 $temp$ 为温度表示如下:

$$temp = 15 \cdot rand + 20 \quad (3)$$

当温度高于 30°C 时,小龙虾会进入避暑阶段,小龙虾会寻找洞穴进行避暑。

$$X_{shade} = (X_C + X_L) / 2 \quad (4)$$

式中: X_{shade} 表示洞穴位置; X_C 表示当前迭代次数小龙虾个体的最优位置; X_L 表示当前种群中小龙虾个体的最优位置。当 $rand < 0.5$ 时,说明没有其他小龙虾竞争该洞穴。则小龙虾直接由式(5)进入洞穴。

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + C_2 \cdot rand \cdot (X_{shade} - X_{i,j}^t) \quad (5)$$

$$C_2 = 2 - (t/T) \quad (6)$$

式中: t 表示当前迭代次数; $t + 1$ 表示下一次迭代次数; C_2 表示递减曲线; T 表示迭代的最大次数。

当温度高于 30°C 并且 $rand > 0.5$ 时,表面有多个小

龙虾竞争该洞穴,公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t - X_{z,j}^t + X_{shade} \quad (7)$$

$$z = \text{round}(\text{rand} \times (N - 1)) + 1 \quad (8)$$

式(7)和(8)表示在竞争阶段, z 表示随机个体, X_i 会根据另一只 X_z 的位置来调整自己的位置,从而来扩大搜索范围,增加搜索能力。

当温度小于 30 °C 时,小龙虾会进入到觅食阶段。 Q 为食物大小,即机器人距离目标点的重要性或复杂性。

$$Q = C_3 \cdot \text{rand} \cdot \left(\frac{\text{fitness}_i}{\text{fitness}_{\text{food}}} \right) \quad (9)$$

式中: C_3 为调整系数,本文设为常数 3; fitness_i 表示当前位置的适应度; $\text{fitness}_{\text{food}}$ 表示目标位置的适应度。根据 Q 的大小,对于小龙虾的位置进行调整。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t + X_f \cdot q \cdot (\cos(2\pi \cdot \text{rand}) - \sin(2\pi \cdot \text{rand})), & Q > \frac{C_3 + 1}{2} \\ (X_{i,j}^t - X_f) \cdot q + q \cdot \text{rand} \cdot X_{i,j}^t, & Q \leq \frac{C_3 + 1}{2} \end{cases} \quad (10)$$

$$X_f = \exp\left(-\frac{1}{Q}\right) \cdot X_c \quad (11)$$

式中: q 为概率系数,是关于最适宜温度 30 °C 与摄入量的正态分布,用于控制前进的步幅; X_f 为最优解。 Q 较大时,属于复杂路径的处理, Q 较小时即机器人离目标值较近,故需要快速完成路径规划。

2 改进自适应小龙虾算法

由 COA 算法的原理可知,小龙虾通过竞争以及温度调节的影响,使得小龙虾个体不断向最优的个体位置进行移动。COA 算法在种群初始化阶段随机生成解,但种群的多样性和随机性不足,容易导致算法在早期迭代时搜索空间覆盖不充分,从而影响全局优化能力;在一次迭代中 COA 算法很难平衡全局搜索和局部开发,导致搜索效率低下;在路径规划中,机器人的路径平滑性和避障性能至关重要,传统的 COA 设计的适应度函数未能充分优化这些目标,可能导致路径不够平滑或路径规划失败的情况。

改进小龙虾算法提出以下几种机制:首先添加 Piecewise 混沌映射方法来对小龙虾种群进行初始化,使得生成的小龙虾种群丰富且随机,从而来提高算法的全局搜索能力;通过动态调整温度参数,平衡算法在全局规划与局部探索之间的能力;通过适应度函数的设计,有效处理避障问题和路径平滑度。

2.1 Piecewise 混沌映射初始化

COA 传统算法种群初始化利用随机生成的数据作为初始种群的位置信息,这种方式不能使小龙虾的个体进行均匀的分布,导致缺乏种群多样性和偶然性,进而导致容易在探索初期就陷入局部最优,为提升 COA 算法的性能,增强搜索能力以及加快算法收敛速度,在 COA 算法中引进 Piecewise 混沌映射^[10]来初始化小龙虾种群,使小龙虾分布更加均匀。Piecewise 混沌映射表达式如下:

$$x_{ij} = \begin{cases} \frac{r}{p}, & 0 \leq r < p \\ \frac{r-p}{0.5-p}, & p \leq r < 0.5 \\ \frac{1-r}{0.5-p}, & 0.5 \leq r < 1-p \\ \frac{1-r}{p}, & 1-p \leq r \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: x_{ij} 表示随机产生的数值,其中 $i \in (1, N_{\max})$ $j \in (1, \text{dim})$; $r = x_{ij}$; p 为控制系数,其范围在 $[0, 1]$ 之间,本文实验 p 值取为 0.4。Piecewise 混沌映射分布如图 1 所示。

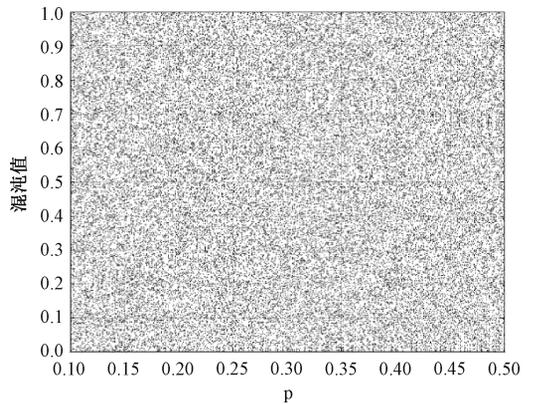


图 1 Piecewise 混沌映射分布图

Fig. 1 Piecewise mapping bifurcation graph

通过 Piecewise 混沌映射生成初始个体,再通过维度的上限和下限对个体的位置序列进行放缩处理,能够丰富初始种群的位置信息,从而提高整个种群的多样性和随机性,加快算法在全局和局部搜索中的收敛速度。

2.2 动态调节温度因子

在小龙虾优化算法中,为了能平衡全局规划能力与局部搜索能力,根据式(3)进行动态温度调节参数,当温度高于 30 °C 时,小龙虾进入避暑阶段,算法进入局部搜索阶段,当温度低于 30 °C 时,小龙虾进入觅食阶段,算法进入全局搜索阶段,但原始算法中的温度参数具有随机

性,使得算法优化过程缺乏规律性,可能导致搜索空间覆盖不均匀。因此提出一种基于迭代次数和种群数量的动态温度调节机制,由式(13)所示。

$$temp = \begin{cases} T_{\min} + T_d \cdot (1 - e^{-\beta_1 \cdot \frac{t}{T} \cdot N_r}), & t < \frac{T}{2} \\ T_{\min} + T_d \cdot (1 - e^{-\beta_2 \cdot u \cdot N_r}), & t > \frac{T}{2} \end{cases} \quad (13)$$

$$T_d = T_{\max} - T_{\min} \quad (14)$$

$t > \frac{T}{2}$ 时迭代因子 u 表示如下:

$$u = \frac{t - 2/T}{2/T} \quad (15)$$

种群因子 N_r 如式(16)所示。

$$\frac{N}{N_{\max}} \quad (16)$$

式中: T_{\max} 表示环境中温度最大值; T_{\min} 表示环境中温度最小值; t 表示当前迭代次数; T_d 表示温度差值; T 表示最大迭代次数; N 表示当前种群数量; N_{\max} 表示最大种群数量; β_1 和 β_2 表示控制温度增长速率的参数。本文经过多次测试,最终取 T_{\max} 为 35°C , T_{\min} 为 20°C 。 $\beta_1=7$, $\beta_2=10$ 。生成的温度变化曲线如图2所示。

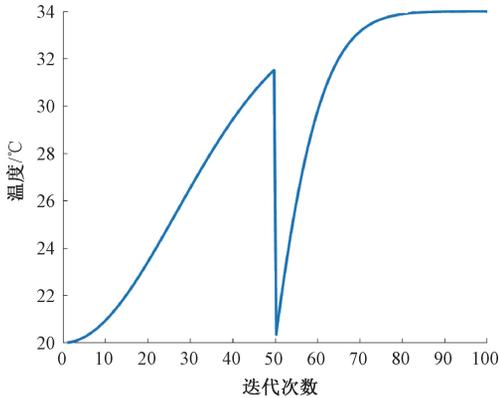


图2 温度变化曲线

Fig. 2 Temperature curves

该温度调节机制根据迭代次数以及种群因子的变化来进行动态调节。在迭代早期阶段,大部分时间温度小于 30°C ,小龙虾处于觅食阶段,从而能够大大增强全局搜索能力,使得小龙虾能够迅速的寻找到食物,其次温度增长缓慢,能够延长全局搜索阶段,增加搜索空间从而增加找到全局最优解的机会,也能减少提早陷入局部最优解的风险。在迭代中后期阶段,温度大于 30°C ,小龙虾种群处于竞争、避暑阶段,即提升小龙虾的局部开发能力,加速种群向最优解收敛,有利于细化路径和解的精度。并且在该机制中引入种群因子,确保种群规模与温度变化之间的平衡,保证无论在迭代的前中后期都会进行全局和局部的搜索,既保持多样性,又逐步向最优解

靠拢。

2.3 自适应函数设计

传统的路径规划算法通常会产生一些由分散的点组成的路径。这些路径可能会有很多突然的转向和不连贯的地方。如果把这些路径直接用在实际场景中,比如机器人导航或者无人驾驶汽车,可能会让它们的行动效率降低。另外,如果只考虑路径的长度来优化,可能会忽视路径的实际操作性和流畅度。因此提出一种结合 Bezier 曲线平滑方法^[11]的自适应函数设计,通过综合考虑路径长度以及轨迹平滑程度,实现高效、连续且实际可行的路径优化。

自适应函数定义如下:

$$F = \omega_1 \cdot P_l + \omega_2 \cdot S(\theta) \quad (17)$$

$$P_l = \sum_{i=1}^{dim} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (18)$$

$$S(\theta) = \sum_{i=2}^{dim} |\theta_i - \theta_{i-1}| \quad (19)$$

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}\right) \quad (20)$$

式中: F 表示整条路径根据路径长度和路径平滑度分别的权重占比所计算得出的适应度值; P_l 表示路径的总长度,定义为从起点到终点中所有路径点的欧几里得距离; $S(\theta)$ 表示路径在转弯处的平滑程度,主要反映相邻路径点之间的角度变化; θ_i 表示第 i 个路径点的方向角; ω_1 和 ω_2 分别表示路径长度和路径平滑度的权重系数,根据地图的大小,以及地图的复杂程度进行系数的调整,根据对路径的需求可以进行适度的调整,本文 ω_1 和 ω_2 统一设置为 0.7 和 0.3。若 $\omega_1 > \omega_2$,则优化更倾向于寻找最短路径,若 $\omega_1 < \omega_2$,则优化更关注于路径的平滑性。

2.4 ACOA 算法步骤

步骤 1) 设置基本参数,种群规模,种群维数 dim ,迭代的最大次数 T ,第 j 维度的下限和上限 lb_j 和 ub_j ,控制温度增长速率 β_1 和 β_2 ,控制系数 p ;

步骤 2) 根据式(12)对小龙虾种群进行初始化,计算每一个小龙虾个体的适应度值;

步骤 3) 开始迭代,由式(13)对温度进行持续更新,整个算法根据 $temp$ 和 $rand$ 值的不同,从而进入不同的阶段。不同阶段根据式(5)、(7)、(10)从而不断更新个体的位置信息;

步骤 4) 由式(17)计算新个体的适应度值,并记录最优的适应度值和路径;

步骤 5) 如果迭代次数以及超出限制,即 $t > T$,那么输出当前找到的最优小龙虾个体位置;否则返回步骤 3) 并反复直到达到最大迭代次数。

该部分的伪代码如算法 1 所示。

算法 1 改进小龙虾算法

1. 定义基本参数
2. 初始化 n 只小龙虾作为初始种群 X_i
3. 通过式(17)计算个体的适应度值
4. While 最大迭代次数
5. 更新食物位置
6. for 每只小龙虾
7. 根据式(13)更新温度 $temp$
8. if $temp > 30\text{ }^\circ\text{C}$ & $\&rand < 0.5$
9. 根据式(5)进入避暑阶段
10. else if $temp > 30\text{ }^\circ\text{C}$ & $\&rand > 0.5$
11. 根据式(7)进入竞争阶段
12. else if $temp < 30\text{ }^\circ\text{C}$
13. 根据式(10)进入觅食阶段
14. end for 计算每个新个体位置适应度值
15. 记录最优适应度值
16. end while
17. 输出最优结果

3 实验仿真及结果分析

为了验证所提出的 ACOA 算法的可行性和性能优越性,将 ACOA 算法与 COA 算法^[9]、蝴蝶优化算法(BOA)^[12]、PSO 算法^[13]、人工蜂算法(ABC)^[14]、遗传算法(GA)^[15]进行标准测试函数对比实验。实验在以下配置的 Windows 操作系统下进行:Windows 11 64 位操作系统。使用的软件环境为 MATLAB R2024a 版本。计算平台搭载了 Intel(R) Core(TM) i5-10400 处理器,其主频为 2.90 GHz。系统配备的内存为 8 GB。

3.1 算法测试

为了确保实验的公正性和可靠性,对每种算法的实验条件进行了标准化设置。每种算法的种群数量设置为 50,迭代次数设置为 50,并且每个算法独立实验 50 次,每个算法在实验中的参数如表 1 所示。

表 1 参数表

Table 1 Parameter

参数类型	参数值
种群规模 N	50
最大迭代次数 T	50
温度系数 β_1	7
温度系数 β_2	10
混沌系数 p	0.4
交叉因子 b_1	0.8
变异因子 b_2	0.2
学习因子 c_2	1.5
学习因子 c_1	1.5
惯性权重最大值 ω_{max}	0.8
惯性权重最小值 ω_{min}	0.4
响应强度 a	0.1
感觉模态 c	0.01
切换概率 P	0.8

实验选取 6 个标准测试函数^[16-17],包括 Sphere Function (F1), Cumulative Sum Squared Function (F2), Absolute Shifted Square Function (F3), Rastrigin Function(F4), Ackley's Function (F5), Composite Gaussian's Function(F6),其中 F1~F3 为单峰基准函数, F4~F6 为多峰基准函数。分别对 6 种算法进行模拟测试,记录每个算法的最佳性能值、平均性能值、标准差。标准测试函数的信息如表 2 所示。算法测试图集如图 3 所示。测试结果如表 3 所示。

表 2 标准函数测试结果

Table 2 Test results of standard functions

函数	算法	最优值	平均值	标准差
F1	ACOA	5.52×10^{-78}	3.90×10^{-01}	$2.76 \times 10^{+00}$
	COA	2.81×10^{-60}	$2.69 \times 10^{+03}$	$1.33 \times 10^{+04}$
	GA	$1.36 \times 10^{+05}$	$3.89 \times 10^{+04}$	$2.24 \times 10^{+04}$
	PSO	$1.22 \times 10^{+04}$	$1.81 \times 10^{+04}$	$7.45 \times 10^{+03}$
	ABC	$4.66 \times 10^{+04}$	$5.66 \times 10^{+04}$	$1.78 \times 10^{+04}$
	BOA	2.09×10^{-03}	$3.43 \times 10^{+03}$	$1.07 \times 10^{+04}$
F2	ACOA	1.22×10^{-75}	$1.61 \times 10^{+01}$	$7.96 \times 10^{+01}$
	COA	4.82×10^{-65}	$1.26 \times 10^{+03}$	$3.18 \times 10^{+03}$
	GA	$2.63 \times 10^{+04}$	$4.57 \times 10^{+03}$	$3.89 \times 10^{+03}$
	PSO	$1.07 \times 10^{+03}$	$2.46 \times 10^{+03}$	$2.15 \times 10^{+03}$
	ABC	$6.27 \times 10^{+02}$	$3.82 \times 10^{+03}$	$3.14 \times 10^{+03}$
	BOA	1.16×10^{-03}	$1.14 \times 10^{+03}$	$3.18 \times 10^{+03}$
F3	ACOA	9.17×10^{-02}	$4.82 \times 10^{+00}$	$1.06 \times 10^{+01}$
	COA	6.62×10^{-01}	$5.06 \times 10^{+02}$	$1.73 \times 10^{+03}$
	GA	$1.69 \times 10^{+04}$	$8.61 \times 10^{+03}$	$8.65 \times 10^{+02}$
	PSO	$8.26 \times 10^{+02}$	$1.56 \times 10^{+03}$	$2.70 \times 10^{+03}$
	ABC	$1.43 \times 10^{+03}$	$3.23 \times 10^{+03}$	$2.88 \times 10^{+03}$
	BOA	6.97×10^{-01}	$9.91 \times 10^{+02}$	$2.93 \times 10^{+03}$
F4	ACOA	0	1.01×10^{-01}	7.13×10^{-01}
	COA	0	$2.14 \times 10^{+00}$	$1.37 \times 10^{+01}$
	GA	$3.82 \times 10^{+01}$	$1.07 \times 10^{+01}$	$7.56 \times 10^{+00}$
	PSO	8.03×10^{-03}	$3.42 \times 10^{+00}$	$9.88 \times 10^{+00}$
	ABC	$2.48 \times 10^{+00}$	$1.09 \times 10^{+01}$	$1.10 \times 10^{+01}$
	BOA	$5.14 \times 10^{+01}$	$6.41 \times 10^{+01}$	$1.60 \times 10^{+01}$
F5	ACOA	$-1.03 \times 10^{+00}$	$-1.01 \times 10^{+00}$	7.53×10^{-03}
	COA	$-1.03 \times 10^{+00}$	-9.75×10^{-01}	2.02×10^{-01}
	GA	7.09×10^{-03}	3.09×10^{-03}	2.16×10^{-02}
	PSO	3.16×10^{-12}	1.38×10^{-02}	8.97×10^{-02}
	ABC	2.61×10^{-09}	4.17×10^{-03}	2.43×10^{-02}
	BOA	$-1.03 \times 10^{+00}$	$-1.01 \times 10^{+00}$	5.59×10^{-02}
F6	ACOA	$-2.29 \times 10^{+00}$	-1.55×10^{-01}	3.28×10^{-01}
	COA	$-3.83 \times 10^{+00}$	$-2.70 \times 10^{+00}$	$1.09 \times 10^{+00}$
	GA	$1.29 \times 10^{+02}$	$8.19 \times 10^{+01}$	$1.75 \times 10^{+01}$
	PSO	3.60×10^{-01}	$1.02 \times 10^{+01}$	$2.39 \times 10^{+01}$
	ABC	0	6.57×10^{-01}	$3.05 \times 10^{+00}$
	BOA	$-2.35 \times 10^{+00}$	$-2.00 \times 10^{+00}$	4.11×10^{-01}

表 3 标准测试函数表
Table 3 Standard objective functions

编号	函数	公式	维数	范围	最优值
F1	Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$	10	$[-100, 100]$	0
F2	Cumulative Sum Squared	$f(x) = \sum_{i=1}^d \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	10	$[-100, 100]$	0
F3	Absolute Shifted Square	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i + 0.5 ^2$	10	$[-100, 100]$	0
F4	Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^d (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)) + 10d$	10	$[-5.12, 5.12]$	0
F5	Ackley	$f(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{x_1^6}{3} + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	$[-5, 5]$	-1
F6	Composite Gaussian	$f(x) = - \sum_{i=1}^{10} \frac{1}{(x - a_{SH,i})^2 + c_{SH,i}}$	4	$[0, 10]$	0

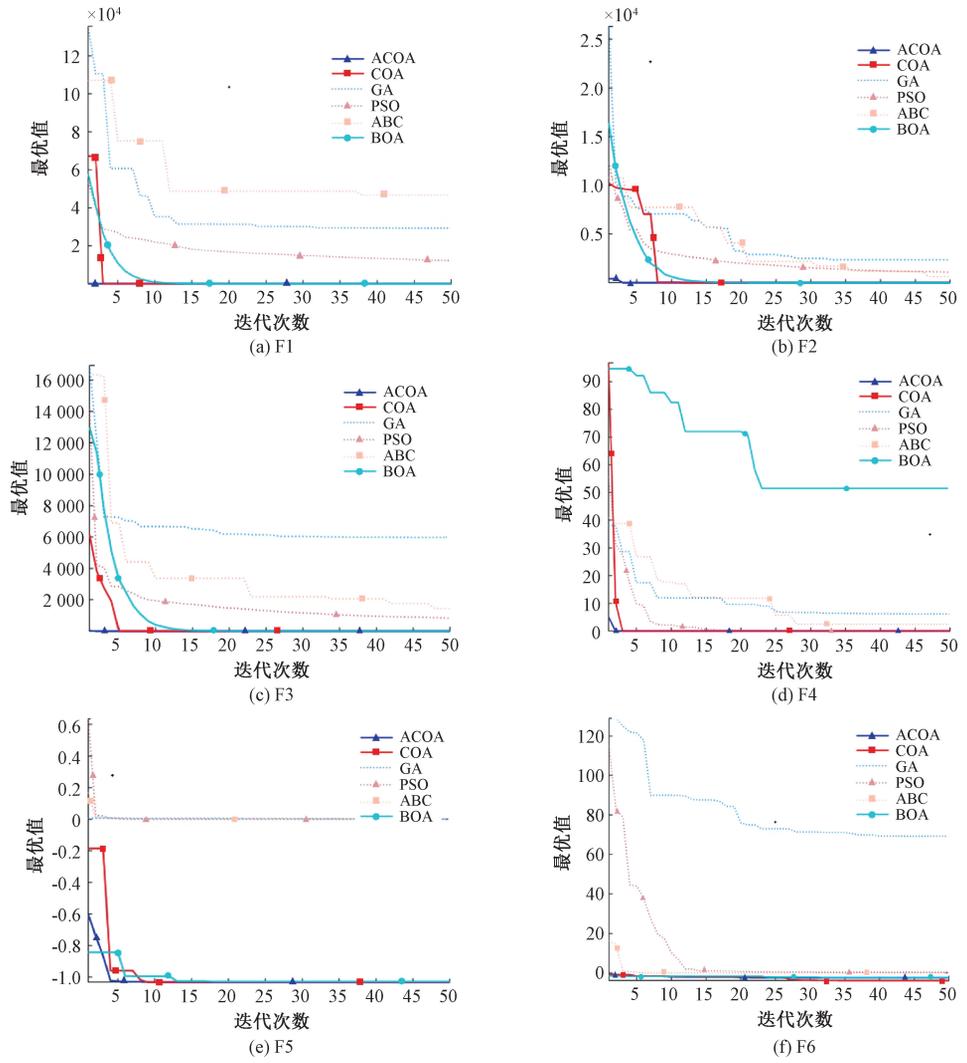


图 3 标准测试函数迭代图

Fig. 3 Iterative diagram of standard objective functions

根据表 3 和图 3 的测试结果可以看到,在 F1~F5 测试函数中,ACOA 和 COA 算法在最优值、平均值和标准

差上都比其他算法表现得更好,更接近标准函数的最优解,显示出了优越的性能。即使在 F6 测试函数中,尽管 ABC 算法的最优值达到了 0,但 ACOA 算法的平均值更接近最优值,且标准差更小,显示出更好的稳定性。ACOA 算法在几次迭代后就能快速接近最优解,显示出了快速的收敛速度。在所有测试函数中,ACOA 算法都没有出现大的波动,这表明了其良好的稳定性和鲁棒性。ACOA 算法在单峰和多峰测试函数上都表现良好,显示出了对不同优化问题的高适应性。ACOA 与 COA 相比,由于添加了温度因子,在测试函数寻找最优解上面,ACOA 找到最优解的速度明显快于 COA,并且向最优解的收敛速度明显快于 COA。因此可以看出,温度因子可以使算法在全局搜索和局部开发之间进行平衡,使 ACOA 算法的收敛速度有明显提升。总的来说,ACOA 算法在这些测试函数上展现了快速收敛、稳定性好、适应性强和强大的全局搜索能力。它能有效地找到最优解或者接近最优的解。这些特点让 ACOA 算法在解决优化问题时更加可靠和高效。不过,针对特定问题,可能还需要调整算法参数来达到最佳效果。

3.2 机器人路径规划仿真实验

为了进一步验证 ACOA 算法在机器人进行路径规划问题中的有效性和鲁棒性,将 ACOA 算法、COA 算法、麻

雀搜索算法(SSA)^[18]、ACO 蚁群算法^[19]、DBO 蜣螂优化搜索算法^[20]用于 20×20,30×30,50×50 这三种不同尺寸和复杂度的栅格地图中进行对比实验,为了避免实验偶然性带来的误差,将对每个算法进行 30 次实验并同时记录最短路径和拐点数,结果取平均值。实验将起点设置为(0,0),终点为栅格地图的右上角。在进行路径规划时,将栅格地图中的黑色区域定义为经过膨胀处理后的障碍物。这意味着在地图上,黑色区域是机器人不能穿越的区域。机器人被视为一个点,在这种设置下,它需要在栅格地图上避开黑色障碍物,寻找一条从起点到终点的可行路径。路径规划图和迭代曲线如图 4、5 所示。算法性能对比如表 4 所示。在 20×20 地图中 ACOA 算法相较于 COA 算法路径长度缩短 3.9%,拐点减少 40%;30×30 的地图中,路径长度缩短 5.3%,拐点减少 33%;50×50 的地图中,路径长度缩短 17.3%,拐点减少 45%。虽然在 20×20 的地图上,SSA 算法收敛速度较快,但在 50×50 的地图中,AOC 算法和 SSA 因为地图复杂度变高,无法生成完整的避障路径规划。这表明 ACOA 算法在处理更复杂问题时更有效,鲁棒性更高。ACOA 算法不同规模的栅格地图上均表现出较好的性能,这表明 ACOA 算法有良好的适应性。ACOA 算法可以生成距离更短、更平滑的路径。

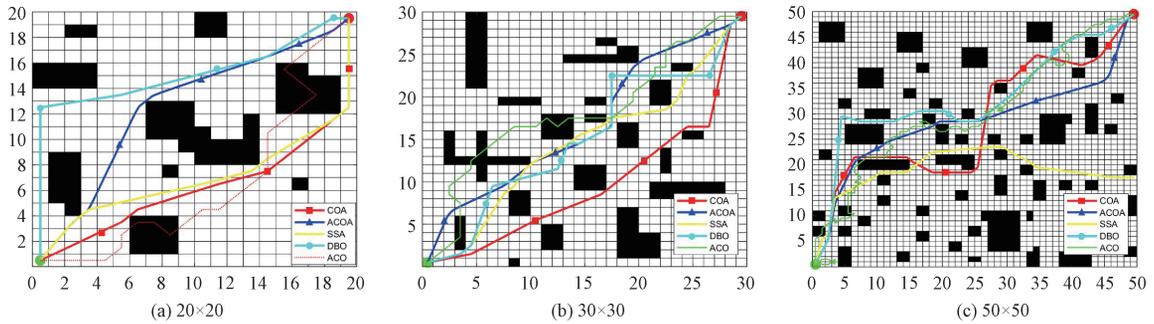


图 4 3 种规模栅格地图路径对比
Fig. 4 Comparison of raster map paths

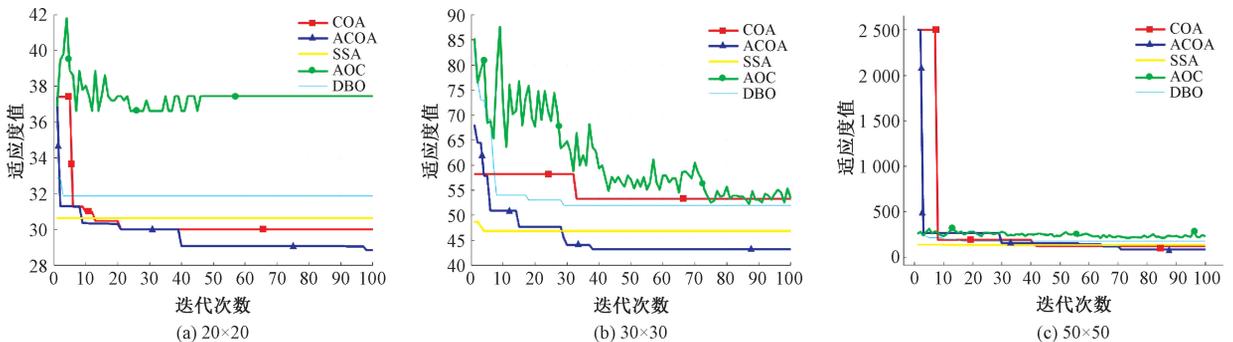


图 5 3 种规模栅格地图迭代曲线对比
Fig. 5 Comparison of iteration curves

表 4 3 种规模栅格地图算法性能对比
Table 4 Algorithm performance comparison

算法	地图	最短路径	拐点数	地图	最短路径	拐点数	地图	最短路径	拐点数
COA		30.03	5		45.68	6		88.65	11
ACOA		28.85	3		43.25	4		73.37	6
SSA	20×20	30.30	3	30×30	44.36	8	50×50		
DBO		37.41	5		49.87	9		89.31	11
ACO		39.83	12		51.02	21			

4 结 论

本文提出了一种基于改进小龙虾优化算法的机器人路径规划优化方法。旨在解决传统路径规划方法中存在的问题,如稳定性差、收敛速度慢、容易陷入局部最优解以及路径不平滑等。

本文在小龙虾算法的基础上采用 Piecewise 混沌映射,增加种群的多样性和随机性,这种混沌映射以其数学形式简单、具有遍历性和随机性而著称,有助于算法避免过早陷入局部最优。改进算法温度因子,提高算法的收敛速度,使算法能够快速收敛寻找最优解的同时避免陷入局部最优解,体现了全局与局部搜索的平衡。设计自适应函数,增强了路径规划中避障和路径平滑的效果。

ACOA 与 COA 相比,性能显著提高。通过标准函数测试集测试发现,ACOA 在收敛速度、算法稳定性上表现突出。在 3 种不同复杂的栅格地图中,ACOA 算法对于 COA 算法在路径长度和拐点数上都有程度上的降低,并且所生成的路径更加平滑,体现出改后算法拥有更高的效率和性能。

参考文献

[1] 李晓旭, 马兴录, 王先鹏. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(7): 9-19.
LI X X, MA X L, WANG X P. A survey of path planning algorithms for mobile robots [J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(7): 9-19.

[2] 林韩熙, 向丹, 欧阳剑, 等. 移动机器人路径规划算法的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(18): 38-48.
LIN H X, XIANG D, OUYANG J, et al. Review of path planning algorithms for mobile robots [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(18): 38-48.

[3] LIU L, WANG X, YANG X, et al. Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 227: 254-284.

[4] LI Y, WANG Z, ZHANG S. Path planning of robots based on an improved A-star algorithm[C]. 2022 IEEE 5th Advanced Information Management, Communicates,

Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). IEEE, 2022: 826-831.

- [5] MA Q, YANG R, LIAN T, et al. Path planning for mobile robots based on improving Dijkstra algorithm[C]. International Conference on Cloud Computing, Performance Computing, and Deep Learning (CCPCDL 2023). SPIE, 2023: 367-372.
- [6] ZHANG L, HAN Y, JIANG B. Research on path planning method of unmanned boat based on improved artificial potential field method [C]. 2022 6th Asian Conference on Artificial Intelligence Technology (ACAIT). IEEE, 2022: 1-10.
- [7] ZENG X, LU H, LYU H, et al. Robot path planning based on improved RRT algorithm [J]. Springer, Singapore, 2021, DOI:10.1007/978-981-16-7213-2_35.
- [8] ZHU Y, ZHONG H, MING D. Application of multi adaptive particle swarm optimization in robot path planning[C]. Proceedings of the 2022 2nd International Conference on Control and Intelligent Robotics. ACM, 2022: 112-116.
- [9] JIA H, RAO H, WEN C, et al. Crayfish optimization algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(2): 1919-1979.
- [10] 薛阳, 倪大斌, 卢秋红, 等. 基于 PGWO 算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2025, 40(4): 1395-1401.
XUE Y, NI D B, LU Q H, et al. Path planning of mobile robot based on PGWO algorithm[J]. Control and Decision, 2025, 40(4): 1395-1401.
- [11] DURAKLI Z, NABIYEV V. A new approach based on Bezier curves to solve path planning problems for mobile robots[J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101540.
- [12] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization [J]. Soft Computing, 2019, 23(3): 715-734.
- [13] ZHANG L, ZHANG Y, LI Y. Mobile robot path planning based on improved localized particle swarm optimization[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(5): 6962-6972.

- [14] CURKOVIC P, JERBIC B. Honey-bees optimization algorithm applied to path planning problem [J]. International Journal of Simulation Modelling (IJSIMM), 2007, 6(3): 154-164.
- [15] ZHOU W, QIN S, ZHOU C. AGV Path planning based on improved adaptive genetic algorithm [C]. 2022 International Conference on Artificial Intelligence and Computer Information Technology (AICIT). IEEE, 2022: 1-4.
- [16] LIANG J J, QU B, GONG D, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2019 special session on multimodal multiobjective optimization [R]. Wellington, 2019: 353-370.
- [17] 甘福宝, 王仲阳, 连寅行, 等. 基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划方法 [J]. 传感器与微系统, 2024, 43(8): 110-113.
GAN F B, WANG ZH Y, LIAN Y H, et al. Path planning method of mobile robot based on improved grey wolf optimization algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2024, 43(8): 110-113.
- [18] 薛建凯, 沈波. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法 [D]. 上海: 东华大学, 2019.
XUE J K, SHEN B. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique: sparrow search algorithm [D]. Shanghai: Donghua University, 2019.
- [19] CHEN L, SU Y, ZHANG D, et al. Research on path planning for mobile robots based on improved ACO [C]. 2021 36th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). IEEE, 2021: 379-383.
- [20] 万怡华, 张雪梅. 混合多策略改进蜣螂算法的避障路径规划 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(2): 69-78.
WAN Y H, ZHANG X M. Obstacle avoidance path planning of hybrid multi-strategy improved dung beetle optimize [J]. Electronic Measurement Technology, 2024: 47(2): 69-78.

作者简介



黄超, 2005 年于中北大学获得学士学位, 2008 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2013 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为智能移动机器人、智能物流技术及装备。
E-mail: 94581847@qq.com

Huang Chao received his B. Sc. degree from North University of China in 2005, M. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2008, and Ph. D. degree from Chongqing University in 2013, respectively. Now he is a lecturer and master's supervisor in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robot and intelligent logistics technology and equipment.



杨泽彬 (通信作者), 2018 年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人及导航与控制。
E-mail: 747189442@qq.com

Yang Zebin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robots and robot navigation and control.



黄予昕, 2018 年于天津大学仁爱学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为智能移动机器人及多传感器信息融合。
E-mail: 736535697@qq.com

Huang Yuxin received his B. Sc. degree from Tianjin University Ren'ai College in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent mobile robots and multi-sensor information fusion.