

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416503

多策略增强型蛇优化器的避障路径规划*

苏湘粤 李永胜 朱永进

(广西民族大学人工智能学院 南宁 530006)

摘要: 针对蛇优化器(SO)在机器人路径规划问题求解中存在初始种群多样性不足、前期全局寻优能力弱、后期收敛精度低、容易陷入局部最优等问题,提出一种用于机器人路径规划的多策略增强型蛇优化器(MSESO)。采用佳点集方法对蛇种群进行初始化,增加初始种群多样性,使种群对搜索空间的覆盖更全面;引入两个振荡因子平衡全局搜索与局部开发的过程,并动态更新搜索范围;融入自适应精英反向学习策略充分利用种群有效信息来提高种群质量,增大种群进一步逼近最优解的可能性,加快算法收敛速度和改善收敛精度。将MSESO应用于机器人路径规划,首先开展消融实验来验证改进策略的有效性,接着在不同复杂程度的地图开展MSESO与其他算法的寻路性能对比实验,验证改进算法的优越性。消融实验结果显示,MSESO提出的改进策略均能有效地提升路径规划性能;对比实验结果显示,MSESO的平均路径长度、路径长度方差、平均迭代次数均优于对照组算法,验证了MSESO在路径规划中的鲁棒性和优越性。

关键词: 路径规划;蛇优化器;佳点集;振荡因子;自适应精英反向学习

中图分类号: TP242;TN966 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Obstacle avoidance path planning of multi-strategy enhanced snake optimizer

Su Xiangyue Li Yongsheng Zhu Yongjin

(School of Artificial Intelligence, Guangxi Minzu University, Nanning 530006, China)

Abstract: To address the issues of insufficient initial population diversity, weak global optimization capability in the early stages, low convergence accuracy in the later stages, and susceptibility to local optima in the snake optimizer (SO) for solving robotic path planning problems, a multi-strategy enhanced snake optimizer (MSESO) is proposed. The MSESO utilizes a good point set method to initialize the snake population, thereby increasing the diversity of the initial population and ensuring more comprehensive coverage of the search space. It introduces two oscillation factors to balance the process of global search and local exploitation, dynamically updating the search range. Additionally, the integration of an adaptive elite opposition-based learning strategy effectively leverages valuable information from the population to improve population quality, enhancing the likelihood of approaching the optimal solution, accelerating the algorithm's convergence speed, and improving convergence accuracy. The MSESO is applied to robotic path planning, beginning with ablation experiment to verify the effectiveness of the proposed strategies. Subsequently, comparative experiments on maps of varying complexity are conducted to assess the pathfinding performance of MSESO against other algorithms, demonstrating the superiority of the improved algorithm. Ablation experiment results show that the proposed strategies in MSESO significantly enhance path planning performance. Comparative experiment results indicate that MSESO outperforms the control algorithms in terms of average path length, path length variance, and average number of iterations, validating the robustness and superiority of MSESO in path planning.

Keywords: path planning; snake optimizer; good point set; oscillation factor; adaptive elite opposition-based learning

0 引言

路径规划是机器人学、计算机科学和控制工程等领域

的核心问题之一,是指在给定环境中找到能够同时满足路径长度、时间、能耗和安全等多方面优化要求,确保移动实体由起点安全、高效、无碰撞地到达目标位置的最优路径。

收稿日期:2024-07-23

* 基金项目:2023年度广西民族大学人工智能学院科研创新团队项目(RGZNX Y202304)资助

依据算法理论的不同,目前的路径规划算法可划分为5类:基于图搜索的算法、基于势场的算法、基于速度空间的算法、基于采样的算法、基于仿生的群智能算法^[1]。蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[2]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[3]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[4]、灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)^[5]等都是经典的仿生群智能算法,相较于其他算法,群智能算法能够处理复杂、不规则和高维的搜索空间,适应更多不同类型的环境和问题设置。同时,群智能算法在处理动态环境和不确定性方面具有显著优势,它们能够自适应地调整搜索策略,应对环境变化以及处理多个优化目标,通过权衡和协作找到最优解。例如,将粒子群优化算法应用到无人机飞行路径规划中,可以实时调整路径规划以适应新的障碍物或目标位置的变化^[6]。

蛇优化器(snake optimizer, SO)^[7]作为一种新型的仿生群智能算法,主要通过模拟蛇群的生物学行为实现寻优,具有数学模型简单、算法参数少、编码实现方便等优点。近年来,SO被广泛应用于图像分割^[8]、无人机路径规划^[9]、任务调度^[10]、物联网攻击检测^[11]、超参数优化^[12]等多个领域。然而,SO存在初始种群多样性不足、收敛速度慢、全局探索和局部开发协调性差、容易陷入局部最优值等缺陷,导致算法在目标函数的求解中出现寻优耗时长、难以得到最优解的情况。

针对上述SO的缺陷,研究者们相继提出多种改进策略与SO相结合来提升算法的综合寻优能力,以获得求解路径规划问题以及其他优化问题所需要的性能。Alkahtani等^[13]将SO与Bernoulli混沌映射和Levy飞行相结合来提高SO的动态适应能力,以增强无人机航迹选择的性能。陆顺意等^[14]针对SO存在收敛速度慢和容易陷入局部最优值的问题,引入莱维飞行和非线性收敛因子、混沌映射和黄金正弦策略,提出了一种用于机器人路径规划的增强型蛇优化器。张国辉等^[15]针对空地异构无人系统侦察任务分配问题,提出一种结合遗传算法的改进蛇优化算法,避免算法陷入局部最优。王立纲等^[16]提出一种用于无人机路径规划的改进蛇优化算法,引入元胞自动机和小生境技术提高种群多样性,利用最优局部抖动增强算法的全局搜索能力,加快收敛速度。

虽然已有不少学者使用各种算法对机器人路径规划问题进行了求解,并取得了不少成果,但是,它们在路径规划问题求解中仍然存在对解空间的搜索不充分、容易陷入局部最优值等问题。因此,本文提出一种多策略增强型蛇优化器(multi-strategy enhanced snake optimizer, MSES0),并应用于求解机器人路径规划问题。首先,引入佳点集方法对蛇种群进行初始化,提高初始种群多样性,扩大初始种群的搜索空间,从而提高收敛速度;接着,引入两个振荡因子作为控制因子和收敛因子,以控制两个阶段的切换,能更有效地平衡全局搜索与局部开发,提高算法的收敛速度和

收敛精度;然后,采用自适应精英反向学习策略使种群更有可能逼近全局最优位置,并保持种群多样性来避免陷入局部最优解。最后,本文通过开展消融实验来验证本研究所提3个改进策略的有效性,并先后在复杂程度不同的栅格地图中与其他8种算法开展路径寻优性能对比实验。仿真结果表明,本文算法在静态障碍物环境中的路径寻优能力、规划效率以及稳定性等方面均表现出优秀的性能。

1 环境建模

在路径规划问题中,环境建模对算法的效率和效果至关重要。本研究将路径规划环境设定为一个二维矩形平面图,采用栅格地图法将整个地图划分为 $n \times n$ 个等间距的栅格单元。每个栅格单元都代表环境中的一个离散位置,并且具有唯一的坐标标识。

如图1(a)所示,设定左上角坐标(1,1)为起点,右下角坐标(n, n)为终点。地图中的黑色栅格表示障碍物,是机器人无法通行的区域;白色栅格表示可移动的自由栅格,是机器人可以通行的区域。为了便于算法处理,障碍物和自由栅格在矩阵中分别用数值1和0编码。机器人可以从当前栅格位置向8个方向移动,包括四个主方向(上下左右)和四个对角线方向,在移动过程中,机器人无法穿越障碍物进行移动。图1(b)考虑了本研究中移动方向为对角线时机器人不能穿越障碍物的特殊情况,目的是确保路径规划的有效性和安全性。

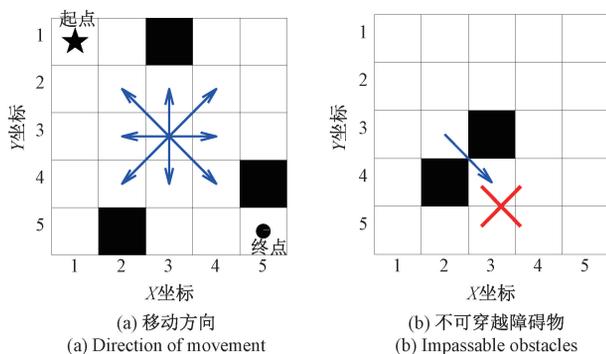


图1 环境建模和机器人移动规则

Fig. 1 Environmental modeling and movement rules

2 蛇优化器

SO的灵感来源于大自然中蛇群的觅食、交配和产卵行为,通过模拟蛇群在不同环境中转换行动策略而构建算法的数学模型。首先,SO随机初始化种群的位置,种群规模为 N ,并把初始种群平均地划分为雄性组和雌性组,雄性组和雌性组的数量如式(1)和(2)所示。

$$N_m \approx \frac{N}{2} \quad (1)$$

$$N_f = N - N_m \quad (2)$$

式中: N_m 和 N_f 分别表示雄性和雌性的数量。

SO 的优化过程可分为探索阶段和开发阶段,并通过食物量 Q 和环境温度 $Temp$ 的变化来切换此过程以及其中的搜索策略。食物量 Q 和环境温度 $Temp$ 分别如式(3)和(4)所示。

$$Q = c_1 \times \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \quad (3)$$

$$Temp = \exp\left(\frac{-t}{T}\right) \quad (4)$$

式中: t 和 T 分别表示当前迭代次数和最大迭代次数,控制因子 c_1 取 0.5。

当蛇群的食物量小于阈值时,蛇群进入全局探索阶段,否则,蛇群进入局部开发阶段。当蛇群处于局部开发阶段,若环境温度高,蛇群只会向食物移动;若环境温度低,蛇群进入战斗模式或交配模式。

探索阶段的蛇群位置更新的数学模型如式(5)所示。

$$\mathbf{X}_{i,m(f)}(t+1) = \mathbf{X}_{rand,m(f)}(t) \pm c_2 \times A_{m(f)} \times ((\mathbf{X}_{max} - \mathbf{X}_{min}) \times rand + \mathbf{X}_{min}) \quad (5)$$

$$A_{m(f)} = \exp\left(\frac{-f_{rand,m(f)}}{f_{i,m(f)}}\right) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,m(f)}$ 表示蛇群雄性组(雌性组)个体 i 的位置, $\mathbf{X}_{rand,m(f)}$ 表示从蛇群雄性组(雌性组)中随机个体的位置,探索因子 c_2 取 0.05, $rand$ 是 $(0,1)$ 范围内的随机数, $f_{rand,m(f)}$ 是雄性组(雌性组)中随机个体的适应度值, $f_{i,m(f)}$ 是雄性组(雌性组)个体 i 的适应度值, $A_{m(f)}$ 是雄性组(雌性组)个体 i 的觅食能力。

局部开发阶段且环境温度高时,蛇群位置更新的数学模型如式(7)所示。

$$\mathbf{X}_{i,m(f)}(t+1) = \mathbf{X}_{food} \pm c_3 \times Temp \times rand \times (\mathbf{X}_{food} - \mathbf{X}_{i,m(f)}(t)) \quad (7)$$

式中: 步长因子 c_3 取值为 2。食物的位置 \mathbf{X}_{food} 表示全局适应度最优的位置。

局部开发阶段且环境寒冷时,若蛇群处于战斗模式,其位置更新的数学模型如式(8)所示。

$$\mathbf{X}_{i,m(f)}(t+1) = \mathbf{X}_{i,m(f)}(t) \pm c_3 \times FM(FF) \times rand \times (Q \times \mathbf{X}_{best,f(m)}(t) - \mathbf{X}_{i,m(f)}(t)) \quad (8)$$

$$FM(FF) = \exp\left(\frac{-f_{best,f(m)}}{f_{i,m(f)}}\right) \quad (9)$$

式中: $FM(FF)$ 表示雄性组(雌性组)个体 i 的战斗能力, $f_{best,m(f)}$ 是最佳雄性(或雌性)的适应度值。

开发阶段且环境寒冷时,若蛇群处于交配模式,其位置更新的数学模型如式(10)所示。

$$\mathbf{X}_{i,m(f)}(t+1) = \mathbf{X}_{i,m(f)}(t) \pm c_3 \times A_{m(f)} \times rand \times (Q \times \mathbf{X}_{i,f(m)}(t) - \mathbf{X}_{i,m(f)}(t)) \quad (10)$$

$$M_{m(f)} = \exp\left(\frac{-f_{i,f(m)}}{f_{i,m(f)}}\right) \quad (11)$$

式中: $M_{m(f)}$ 是雄性组(雌性组)个体 i 的交配能力。

蛇群交配后会产下蛇卵,若蛇卵孵化则获得雄雌个体各一个,并将新的雄雌个体替换蛇群中适应度最差的雄雌

个体,数学模型如式(12)所示。

$$\mathbf{X}_{worst,m(f)} = \mathbf{X}_{min} + rand \times (\mathbf{X}_{max} - \mathbf{X}_{min}) \quad (12)$$

3 多策略增强型蛇优化器

3.1 利用佳点集初始化种群

SO 利用伪随机取值的方法在搜索空间中初始化蛇种群的位置,但伪随机初始化方法可能导致初始种群在搜索空间中分布不均匀,从而造成种群对搜索空间的覆盖不全,不利于算法在寻优前期的全局探索,影响算法的优化效果。佳点集理论^[17]由华罗庚等提出,是一种相较于随机选点更为均匀的有效选点方法。为了增加种群多样性,提高初始种群质量,本文引入佳点集方法对种群进行初始化,使初始种群尽可能均匀地覆盖搜索空间,获取更多的解空间信息。

设 G_d 是 d 维欧氏空间中的单位立方体,如果 $r \in G_d$, 形如:

$$P_n(k) = \{(\{r_1^{(n)} \cdot k\}, \{r_2^{(n)} \cdot k\}, \dots, \{r_d^{(n)} \cdot k\}), 1 \leq k \leq n\} \quad (13)$$

其偏差 $\varphi(n)$ 满足 $\varphi(n) = C(r, \epsilon)n^{-1+\epsilon}$, 其中 $C(r, \epsilon)n^{-1+\epsilon}$ 是只与 r 和 ϵ (ϵ 为任意正数)有关的常数,则 $P_n(k)$ 为佳点集, r 为佳点。 $\{r_d^{(n)} \cdot k\}$ 代表取小数部分, n 表示点数,取 $r = \{2\cos(2pk/p), 1 \leq k \leq d\}$ (p 是满足 $(p-3)/2 \geq d$ 的最小素数)。将其映射到搜索空间:

$$x_i(j) = lb_j + (ub_j - lb_j) \cdot \{r_j^{(n)} \cdot k\} \quad (14)$$

式中: lb_j 和 ub_j 分别表示第 j 维的下界和上界。

为进一步验证佳点集的有效性,本文将佳点集、伪随机取点、Tent、Logistics 混沌映射在种群大小为 500、维度为 1 时生成的种群进行对比,此 4 种映射的分布图和频率分布直方图分别如图 2 和 3 所示。

结合图 2 和 3 分析上述 4 种方法获得的初始种群可知,利用 Logistics 混沌映射得到的初始种群分布较多集中在边界值,利用伪随机取点方法和 Tent 混沌映射得到的初始种群分布呈局部稀疏或聚集;而佳点集通过低差异序列的数学构造,实现了初始种群对搜索空间的均匀覆盖,降低了陷入局部最优的风险,相较于混沌映射和伪随机初始化,具有显著的优越性。因此,本文选择佳点集方法作为 SO 的种群初始化方式,使初始种群获取更多的解空间信息,增强初始种群的探索能力和加快算法的收敛速度。

3.2 振荡调整食物数量和探索范围

SO 的寻优过程可分为全局探索和局部开发两个阶段,并由食物数量 Q 控制。根据式(3),随着迭代次数的增加,食物数量 Q 逐渐递增到最大值 c_1 。根据 SO,当 $0 \leq Q < 0.25$ 时,算法进入全局探索阶段;当 $Q \geq 0.25$ 时,算法由全局探索阶段切换到局部开发阶段,此后算法的探索行为停止,此时 $t \approx 0.3 \times T$ 。在算法进入到局部开发阶段后,由于后期的种群更新缺乏全局探索行为,使种群的搜索性能下降,从而导致种群容易陷入局部最优解。

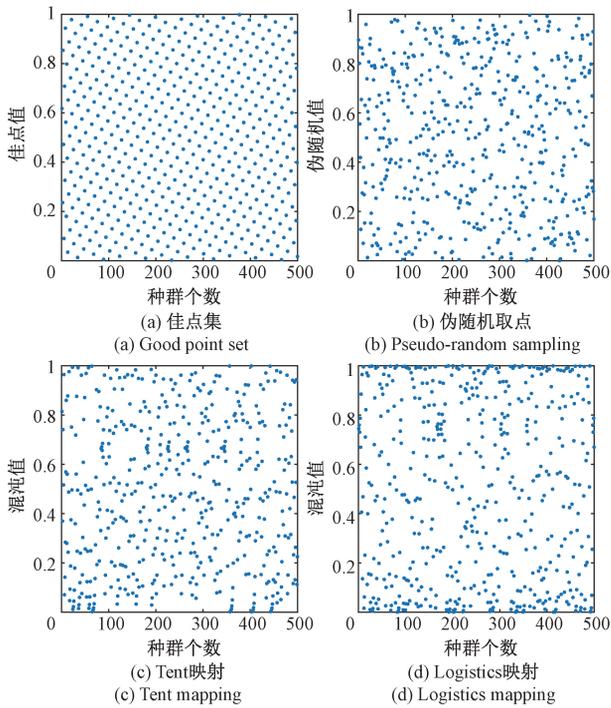


图 2 4 种映射的分布

Fig. 2 Distribution of the four types of mappings

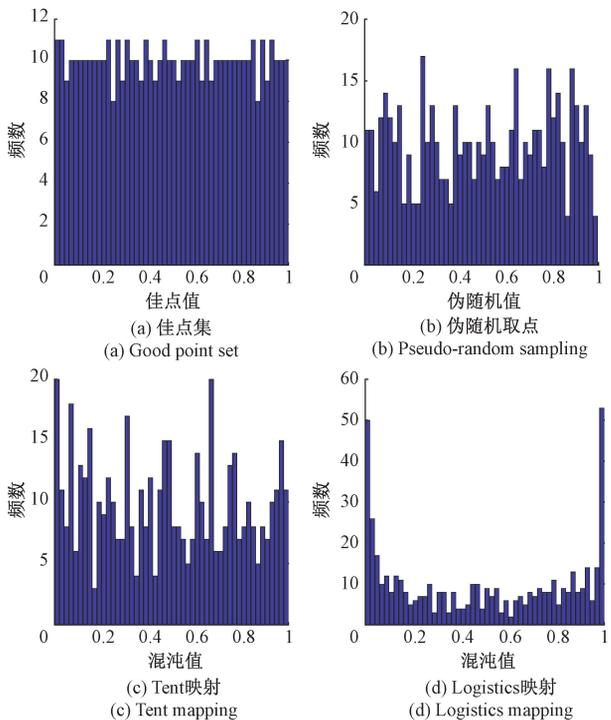


图 3 4 种不同映射的频率分布直方图

Fig. 3 Frequency distribution histograms of the four types of mappings

为更好地平衡算法的搜索过程,受文獻^[18]的启发,本文引入振荡控制因子 α_1 替换 SO 中的常数控制因子 c_1 来

调整食物数量。振荡控制因子 α_1 定义为式(15),则食物数量 Q 相应地定义为式(16)。

$$\alpha_1 = 0.5 \times \left(1 - \text{abs} \left(\exp \left(\frac{-t}{T} \times \pi \right) \times \sin \left(\sigma_1 \times \frac{t}{T} \right) \right) \times r_1 \right) \quad (15)$$

$$Q_{new} = \alpha_1 \times \exp \left(\frac{t-T}{T} \right) \quad (16)$$

式中: r_1 为 $(0, 1)$ 范围内的随机数,振荡系数 σ_1 取 50, $\text{abs}(\cdot)$ 表示绝对值函数。图 4(a)和图 4(b)分别表示最大迭代次数为 500 时,SO 改进前后控制因子和食物数量的变化曲线。

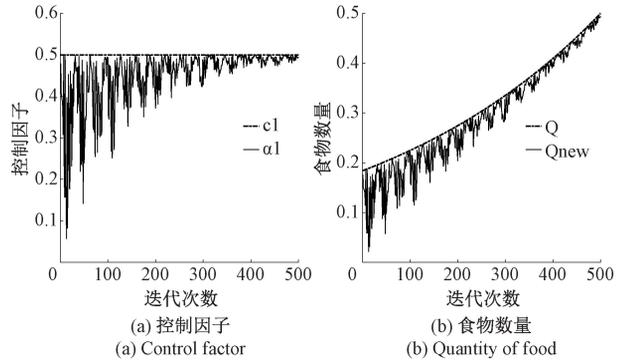


图 4 SO 改进前后的控制因子和食物数量变化曲线图

Fig. 4 Variation curves of control factors and food quantity before and after SO enhancement

由图 4(b)食物数量 Q 的变化曲线可知,在 SO 中,全局探索和局部开发这两个阶段本质上是顺序而非同步过程,导致种群容易陷入局部最优解的困境。由图 4(b)改进后的食物数量 Q_{new} 的变化曲线可知,振荡控制因子 α_1 的引入使全局搜索和局部开发在寻优过程中得以同步进行,帮助算法在全局探索和局部开发两个阶段之间取得平衡,改善了算法进入局部开发后缺乏全局搜索而降低种群寻优能力的问题,有利于突破局部最优解,从而提高算法的搜索能力。

此外,算法在探索阶段需要利用种群的多样性尽可能全面地遍历整个搜索空间,以获得全局最优解所在的区域,因此需要在探索阶段强化种群的全局搜索能力;当迭代次数不断增大直到算法进入局部开发阶段,此过程中应同时逐步增强种群对周围区域的搜索能力,避免算法在探索过程中疏漏周围可能存在的更优解。根据式(5),SO 更新种群位置所使用的探索因子 c_2 为固定值,不利于算法的全局探索,容易导致算法陷入局部最优解。因此,本文引入振荡探索因子 α_2 替换 SO 中常数探索因子 c_2 ,探索因子 α_2 定义为式(17)。

$$\alpha_2 = 0.5 \times \text{abs} \left(\exp \left(\frac{-t}{T} \times 7 \right) \times \cos \left(\sigma_2 \times \frac{t}{T} \right) \right) \times r_2 \quad (17)$$

式中: r_2 为(0,1)范围内的随机数,振荡系数 σ_2 取 30。改进前后的探索因子的变化曲线图 5 所示。

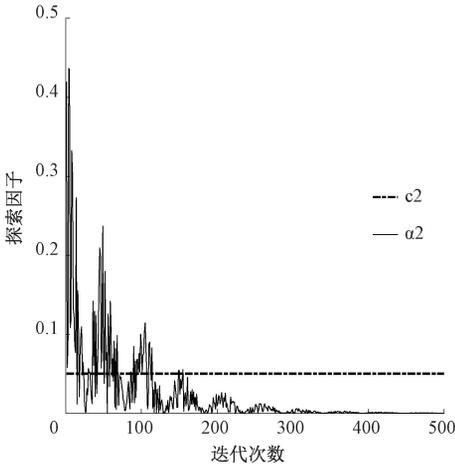


图 5 SO 改进前后的探索因子变化曲线

Fig. 5 Variation curves of exploration factors before and after SO enhancement

从图 5 可以看出,探索因子 α_2 具有前期值较大、收敛快的特征,不仅有助于强化种群的全局搜索能力,还能够使算法快速进入局部搜索而不破坏全局搜索,提高了算法的收敛速度和准确率,同时为算法的搜索范围引入一定的随机性,有利于突破局部最优解,也可以使算法获得更大的搜索范围并更快地接近最优解。

3.3 自适应精英反向学习策略

精英反向学习 (elite opposition-based learning, EOBL)策略^[19]是一种计算智能领域中具有创新性的方法,通过在反向学习 (opposition-based learning, OBL)策略的基础上引入由精英个体组成的精英种群,有效降低了反向学习策略中寻找反向解的盲目性。根据没有免费午餐(no-free-lunch, NFL)定理,任何算法和策略的应用都需要针对特定优化问题的性质进行设计,以达到更好的效果。因此,本文在 EOBL 的基础上引入自适应系数,设计一种适用于路径规划的自适应精英反向学习 (adaptive elite opposition-based learning, AEOBL)策略,以获取搜索空间中更高质量精英反向解。AEOBL 的算法步骤如下:

1)假设种群的搜索空间维度为 D ,精英种群定义为 $\mathbf{X}_k^E = (\mathbf{X}_{k,1}^E, \mathbf{X}_{k,2}^E, \dots, \mathbf{X}_{k,D}^E), k \in [1, En]$,是指当前种群中适应度值最优的前 En 个个体,精英个体数量为 En 。

$$En = \text{round}(\rho \times N) \quad (18)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入运算, N 为当前种群的个体数, ρ 为当前种群中精英个体的占比,本文取 0.2。

2)计算当前种群 $\mathbf{X}_i = (\mathbf{X}_{i,1}, \mathbf{X}_{i,2}, \dots, \mathbf{X}_{i,D})$ 的精英反向种群 $\mathbf{X}_i^{E*} = (\mathbf{X}_{i,1}^{E*}, \mathbf{X}_{i,2}^{E*}, \dots, \mathbf{X}_{i,D}^{E*}), i \in [1, N]$,并计算精英反向种群的适应度值,数学模型如式(19)所示。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{E*} = \lambda \times (lb_j^E + ub_j^E) - \mathbf{X}_{i,j} \quad (19)$$

式中: λ 为广义系数, lb_j^E 和 ub_j^E 分别是精英种群维度 j 的

最小值和最大值,在 EOBL 中,广义系数为(0,1)范围内的随机数,但其自身的随机性无法与算法的全局搜索和局部开发过程同步变化。为进一步提高算法的搜索性能,需要使 EOBL 与算法的寻优过程相适应。因此,本文采用自适应系数 λ 作为广义系数以构建 AEOBL,可以更充分地利用精英个体的搜索经验,自适应系数 λ 定义为式(20)。

$$\lambda = 1 - \left(\frac{t}{T}\right)^3 \quad (20)$$

在算法寻优的前期和后期需要种群分别对搜索空间进行全局探索和局部开发。本文设计的自适应系数 λ 在前期具有较大的值,精英反向个体能够更高效地探索解空间,增强全局搜索能力,快速找到潜在的全局最优区域;随着迭代次数的增加,精英种群的搜索空间随着的 λ 减小而逐渐缩小,使得精英反向个体的位置逐渐位于精英个体的周围,从而提高了局部开发能力,加快算法的收敛速度。

3)假设 lb_j 和 ub_j 分别是当前种群维度 j 的最小值和最大值,若 $\mathbf{X}_{i,j}^{E*} < lb_j$ 或 $\mathbf{X}_{i,j}^{E*} > ub_j$,则采用式(21)重置 $\mathbf{X}_{i,j}^{E*}$ 。

$$\mathbf{X}_{i,j}^{E*} = lb_j^E + \text{rand} \times (ub_j^E - lb_j^E) \quad (21)$$

式中: rand 为(0,1)范围内的随机数。

4)将当前种群和精英反向种群合并,然后选取前 N 个最优秀的个体组合成为新种群。

相较于 EOBL, AEOBL 在引入自适应系数后,可以更充分利用精英个体的最佳特性来增加种群的多样性,扩大种群的搜索空间,并引导种群更快地逼近可能包含全局最优位置的区域,从而提升算法的全局搜索能力和局部开发能力,降低因陷入局部最优而过早收敛的可能性。

3.4 算法实现流程

步骤 1) 设置种群规模、搜索空间维度,最大迭代次数等初始参数;

步骤 2) 根据 3.1 节佳点集策略初始化种群;

步骤 3) 计算初始蛇种群所有个体的适应度值,并将最优的个体作为食物位置。

步骤 4) 将初始种群平均划分为雄性组和雌性组;并获得雄性最优个体和雌性最优个体;

步骤 5) 根据式(15)和式(16)更新食物数量,根据式(4)更新环境温度。

步骤 6) 更新所有蛇的位置。若食物数量小于食物阈值,蛇种群进入全局探索阶段,结合式(5)、式(6)和式(17)更新位置。否则,若环境温度大于温度阈值,蛇种群只向食物移动,根据式(7)更新位置;若环境温度小于或等于温度阈值,蛇种群根据式(8)和式(9)的战斗模式或根据式(10)和式(11)的交配模式更新蛇种群位置。蛇种群在交配模式下会产下蛇蛋,蛇蛋孵化概率为 50%,若蛇蛋孵化,根据式(12)替换适应度最差的雄性个体和雌性个体。最后引入 3.3 节的自适应精英反向学习策略更新蛇种群位置。

步骤 7) 逐维判断蛇种群所有个体的位置是否大于维度上界或小于维度下界,若是,则对此个体进行越界处理。

步骤 8) 计算雄性组和雌性组的适应度值,更新雄性最优个体和雌性最优个体,并将整个蛇种群最优的个体作为新的食物位置。

步骤 9) 判断当前是否到达最大迭代次数,若未到达,返回到步骤 5),否则,将食物位置作为全局最优解输出,算法终止。

4 时间复杂度分析

SO 的时间复杂度主要与初始化、计算适应度值、蛇种群位置更新等 3 个部分有关。假设蛇种群规模为 N , 寻优空间维度为 D , 迭代次数为 T , 对于 SO, 其总的时间复杂度为 $O(N \times D \times T)$ 。MSESO 采用佳点集策略替换 SO 的伪随机数方式初始化蛇种群, 佳点集初始化种群的时间复杂度为 $T_1 = O(N \times D)$, 引入振荡因子替换 c_1, c_2 平衡全局搜索和局部开发, 蛇群位置的更新方式保持不变, 并没有额外增加算法的时间复杂度, 自适应精英反向学习策略计算适应度值并对其进行排序以找到精英个体, 时间复杂度为 $T_2 = O((N \times D + N \times \log N) \times T) = O(N \times D \times T)$, 故 MSESO 总的时间复杂度为 $T = T_1 + T_2 = O(N \times D \times T)$ 。综上所述, 本文 MSESO 融合的改进策略并没有增加算法的时间复杂度。

5 MSESO 仿真实验与结果分析

5.1 仿真环境与配置

本文算法仿真实验平台的配置为: 64 位 win10 操作系统, AMD Ryzen 5 5500 的 CPU, 主频为 3.60 GHz, 16 GB 内存, 仿真软件为 MATLAB R2022b。

为验证 MSESO 在静态障碍物环境下求解机器人路径规划问题的寻优性能, 本节将在大小不同、复杂程度不同的二维栅格地图中开展多项仿真实验。首先, 基于 30×30 的栅格地图开展消融实验, 以验证 MSESO 各个改进策略对算法性能的提升效果; 然后, 分别基于 $30 \times 30, 40 \times 40, 50 \times 50$ 的栅格地图开展 MSESO 与其他 8 种算法路径寻优能力的对比实验。其中, 栅格地图的左上五角星为起点, 右下圆点为终点。

5.2 消融实验

为验证 MSESO 各个改进策略的有效性, 本小节在 30×30 栅格地图中开展消融实验, 以验证本文提出的 3 个改进策略的有效性。其中, 参与消融实验的 4 种算法分别是 SO、SO1(融合佳点集策略)、SO2(融合佳点集方法和自适应精英反向学习策略)、MSESO(融合佳点集策略、振荡调整食物数量和探索范围、自适应精英反向学习策略)。为保证公平性, 实验过程中设置种群规模为 50, 最大迭代次数 100 次, 各项实验独立运行 30 次, 算法的参数设置与其原文一致。并记录每次的运行结果, 消融结果如图 6 和表 1 所示。

观察图 6 可知, SO 存在全局寻优能力不足、收敛速度慢、容易陷入局部最优、搜索结果不稳定等问题。SO1 算法提高了种群质量, 但仍存在收敛速度慢、寻优能力不足等问题。SO2 算法在引入自适应精英反向学习策略后扩大了搜索范围, 有效地克服了算法对解空间遍历能力不足的缺点, 提升了算法的寻优能力。融合各个改进策略的 MSESO 明显有效地改善了 SO 存在的各种问题, 提高了算法的搜索能力和收敛速度。

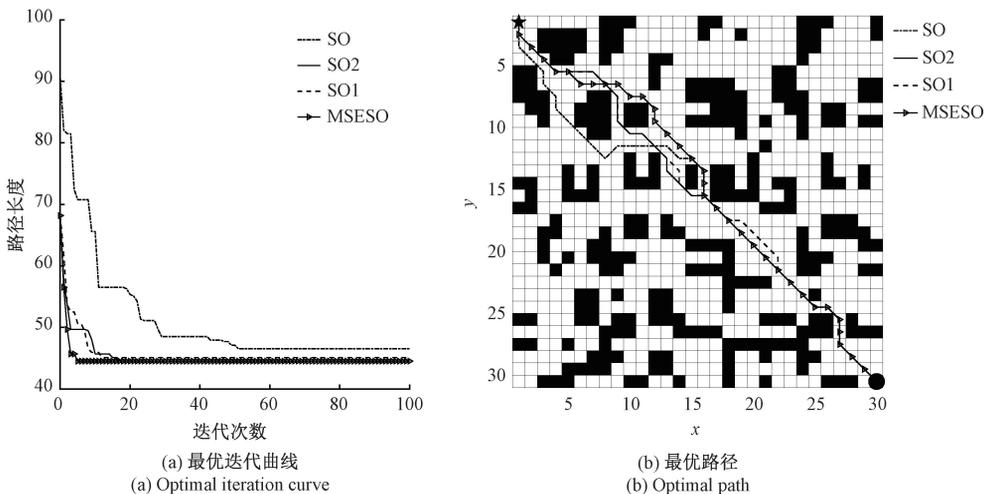


图 6 消融实验 4 种算法的迭代曲线和移动路径对比图

Fig. 6 Comparison of iteration curves and movement paths of the four algorithms in the ablation experiment

由表 1 可知, SO1、SO2、MSESO 的路径长度平均值相较于 SO 依次缩短了 7.42%、8.95%、9.03%, 此外, 由于 SO2 引入了自适应精英反向学习策略增加了反向解的计算, 导致 SO2 平均耗时增加。接着, MSESO 在 SO2 的基

础上振荡调整食物数量和蛇群位置后, 加快了收敛速度。消融实验结果直观清晰地表明本文所使用的各个改进策略对提升 SO 性能的有效性。

表 1 消融实验结果对比

Table 1 Comparison of ablation experiment results

算法	路径 最优值	路径 平均值	路径 方差	平均 迭代数	平均寻优 耗时/s
SO	46.526 9	49.010 9	2.887 9	59	1.921 5
SO1	45.112 7	45.374 6	0.175 5	35	1.159 9
SO2	44.526 9	44.624 5	0.049 3	22	2.024 5
MSESO	44.526 9	44.585 5	0.032 0	11	1.050 2

5.3 算法比较和分析

为验证本文改进算法 MSESO 在求解机器人路径规划问题中的性能,选择蛇优化器(SO)、粒子群算法(PSO)、两

种改进的蛇优化器(ESO, BEESO)^[20-21], 蜚螂优化算法(DBO)^[22], 天鹰优化器(AO)^[23]、白鲸优化算法(BWO)^[24]、鹈鹕优化算法(POA)^[25]等 8 种算法作为对比算法,与 MSESO 在同一栅格地图环境中分别进行 30 次独立的路径规划实验。为上述算法设置统一的实验参数:种群规模设置为 50,最大迭代次数设置为 100,分别在 30×30 栅格地图环境、40×40 栅格地图环境、50×50 栅格地图环境中开展路径规划仿真实验。

1) 30×30 地图测试

本小节在 30×30 栅格地图上开展本文算法 MSESO 和对照组 8 种算法路径规划寻优对比实验,实验结果如图 7 和表 2 所示。

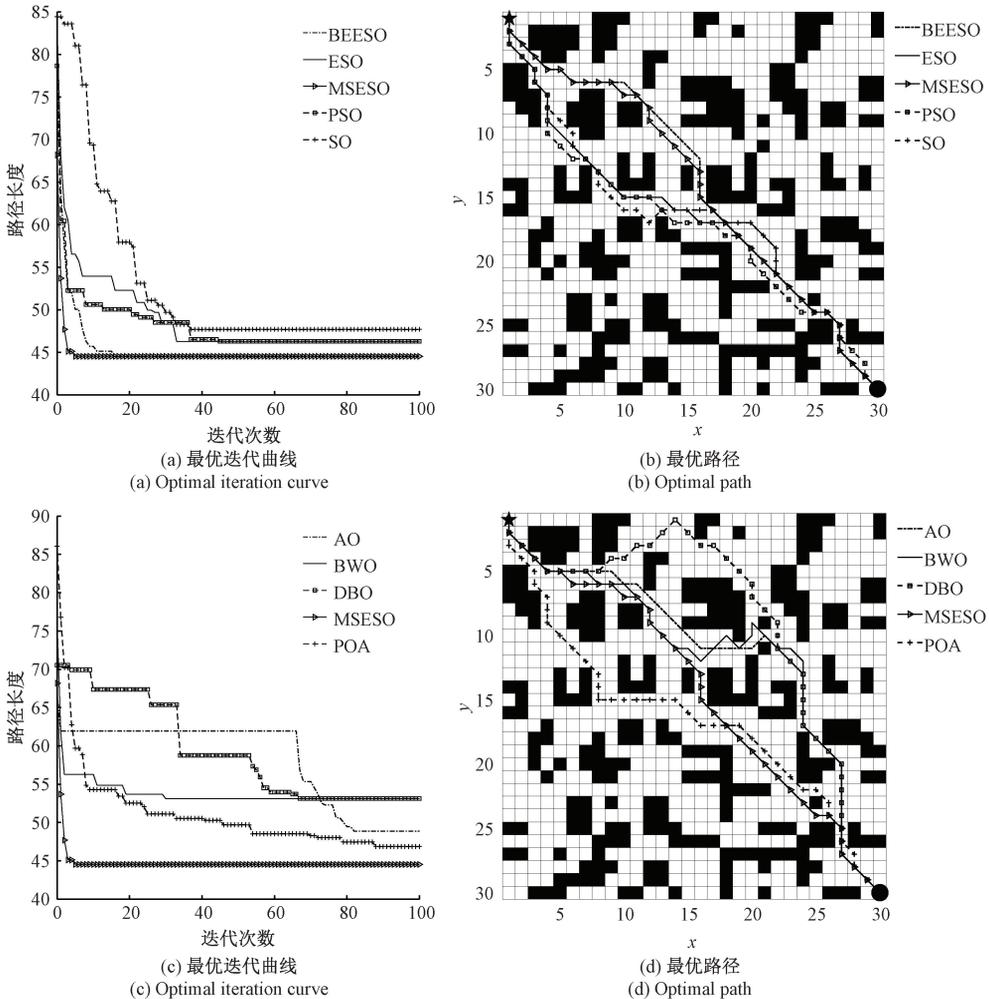


图 7 9 种算法的迭代曲线和移动路径对比图

Fig. 7 Comparison of iteration curves and movement paths of the nine algorithms

由图 7 和表 2 可知,相较于其他 8 种算法的搜索过程, MSESO 具有更高的初始种群质量和更快的收敛速度。在 30×30 的栅格地图环境中, MSESO 的路径最小值为 44.526 9, MSESO 路径平均值为 44.566 0, 是这 9 种算法中的最优值。MSESO 的路径平均值相较于 SO、ESO、

BEESO、DBO、AO、BWO、PSO、POA 分别依次缩短了 10.41%、9.16%、5.94%、23.09%、13.29%、19.44%、10.09%、11.19%, 平均缩短了 12.83%。在平均寻优耗时方面, MSESO 的平均寻优耗时为 0.878 4 s, 为 9 种算法中最优。此外, MSESO 路径长度方差、平均迭代数都优于其

表 2 30×30 地图 30 次实验的算法性能对比

Table 2 Performance comparison of algorithms in 30 experiments on a 30×30 map

算法	路径最优值	路径平均值	路径方差	平均迭代数	平均寻优耗时/s
SO	47.698 5	49.744 8	1.508 6	37	1.248 3
ESO	46.284 3	49.058 6	2.129 2	33	3.316 5
BEESO	44.526 9	47.380 0	6.357 7	26	3.213 6
DBO	53.112 7	57.942 9	7.031 0	73	2.922 3
AO	48.870 1	51.393 9	1.706 6	82	5.753 6
BWO	53.112 7	55.320 0	1.372 5	30	1.153 3
PSO	46.284 3	49.567 7	2.759 8	67	2.306 8
POA	46.870 1	50.183 9	1.596 1	88	5.730 8
MSESO	44.526 9	44.566 0	0.022 1	9	0.878 4

他 8 种算法,综上所述,MSESO 在 30×30 栅格地图的路径规划问题中具有更强的综合寻优性能和更好的收敛性以及鲁棒性。

2) 40×40 地图测试

本小节在 40×40 栅格地图上开展本文算法 MSESO 和对照组 8 种算法路径规划寻优对比实验,实验结果如图 8 和表 3 所示。

由图 8 和表 3 中可知,增大地图规模后,对照组算法的收敛速度和收敛精度明显下降,而 MSESO 依然表现出优秀的路径规划能力。在 40×40 的栅格地图环境中,MSESO 的路径最小值为 60.426 4,路径平均值为 60.641 2,在这 9 种算法里面是最优的。MSESO 的路径平均值相较于 SO、ESO、BEESO、DBO、AO、BWO、PSO、POA 分别依次缩短了 4.68%、13.45%、4.88%、17.40%、16.21%、18.69%、

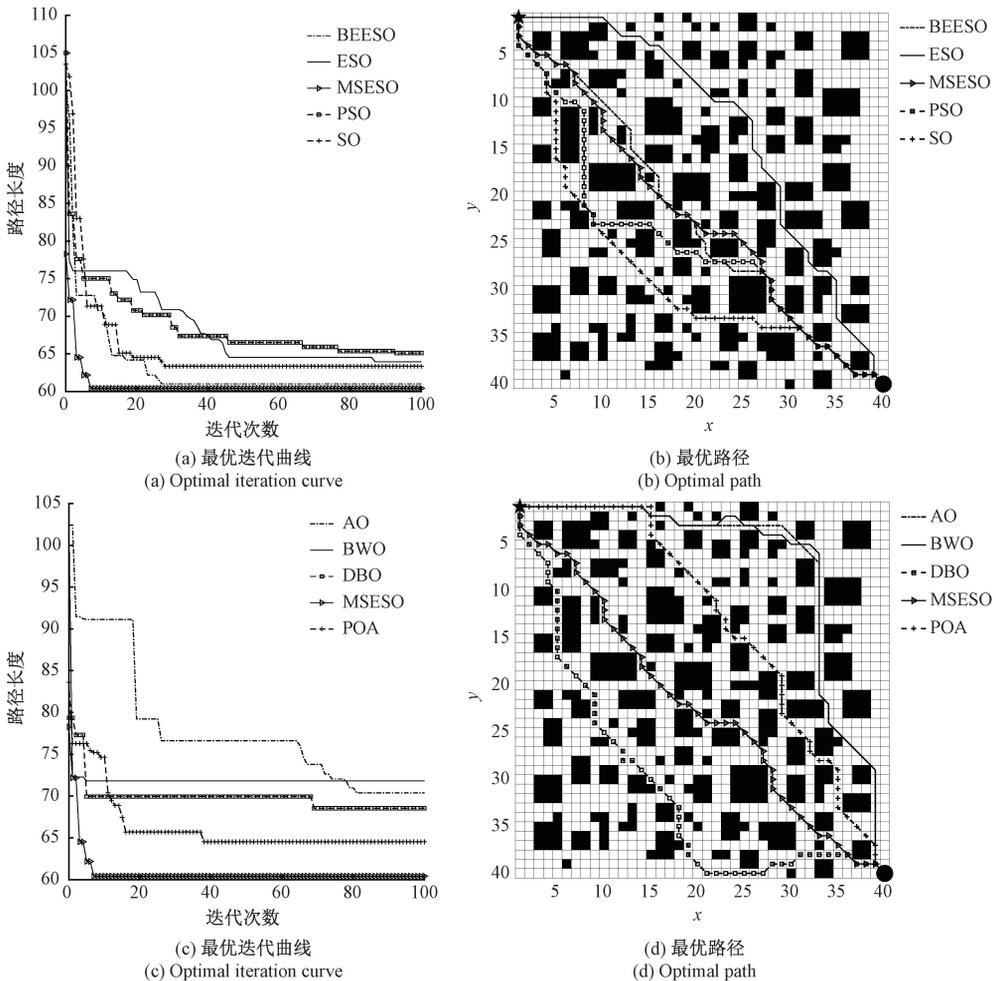


图 8 9 种算法的迭代曲线和移动路径对比图

Fig. 8 Comparison of iteration curves and movement paths of the nine algorithms

8.59%、9.41%,平均缩短了 11.66%。在平均寻优耗时方面,MSESO 的平均寻优耗时为 1.783 2 s,高于 BWO 的平均寻优耗时。但 MSESO 的路径最优值、路径平均值、路径

长度方差都优于 BWO,表明 MSESO 虽然耗时略多,但其寻优性能以及稳定性均远远优于 BWO。此外,相较于其余 7 种算法,MSESO 在所有评价指标中均为最优。综合

表 3 40×40 地图 30 次实验的算法性能对比

Table 3 Performance comparison of algorithms in 30 experiments on a 40×40 map

算法	路径 最优值	路径 平均值	路径 方差	平均 迭代数	平均寻优 耗时/s
SO	63.355 3	63.617 2	0.222 8	38	1.824 7
ESO	63.941 1	70.066 7	7.032 9	87	11.778 5
BEESO	61.012 2	63.755 3	1.415 3	27	4.883 5
DBO	68.526 9	73.416 6	2.069 6	69	3.673 4
AO	70.384 8	72.376 9	1.492 9	81	7.514 7
BWO	71.799 0	74.582 2	1.857 3	19	0.922 4
PSO	65.112 7	66.338 6	1.424 9	93	4.023 1
POA	64.526 9	66.944 2	4.210 8	63	5.493 9
MSESO	60.426 4	60.641 2	0.106 1	14	1.783 2

比较各个算法的路径平均长度、路径方差、平均寻优耗时等性能指标, MSESO 在求解 40×40 栅格地图的路径规划问题中同样拥有相较于其余 8 种算法更优秀的寻优性能。

3) 50×50 地图测试

本小节在 50×50 栅格地图上开展本文算法 MSESO 和对照组 8 种算法路径规划寻优对比实验, 实验结果如图 9 和表 4 所示。

由图 9 和表 4 中可知, 在 50×50 的复杂栅格地图中, 对照组算法的寻优能力进一步下降, 而 MSESO 寻到最优路径最少只需要迭代 11 次, 再次表明 MSESO 具有优秀的适用性。在 50×50 的栅格地图中, MSESO 的路径最小值为 73.397 0, 路径平均值为 73.865 6, 为 9 种算法里面的最优值。MSESO 的路径平均值相较于 SO、ESO、BEESO、DBO、AO、BWO、PSO、POA 分别依次缩短了 10.52%、11.71%、9.31%、18.74%、16.49%、18.10%、11.60%、

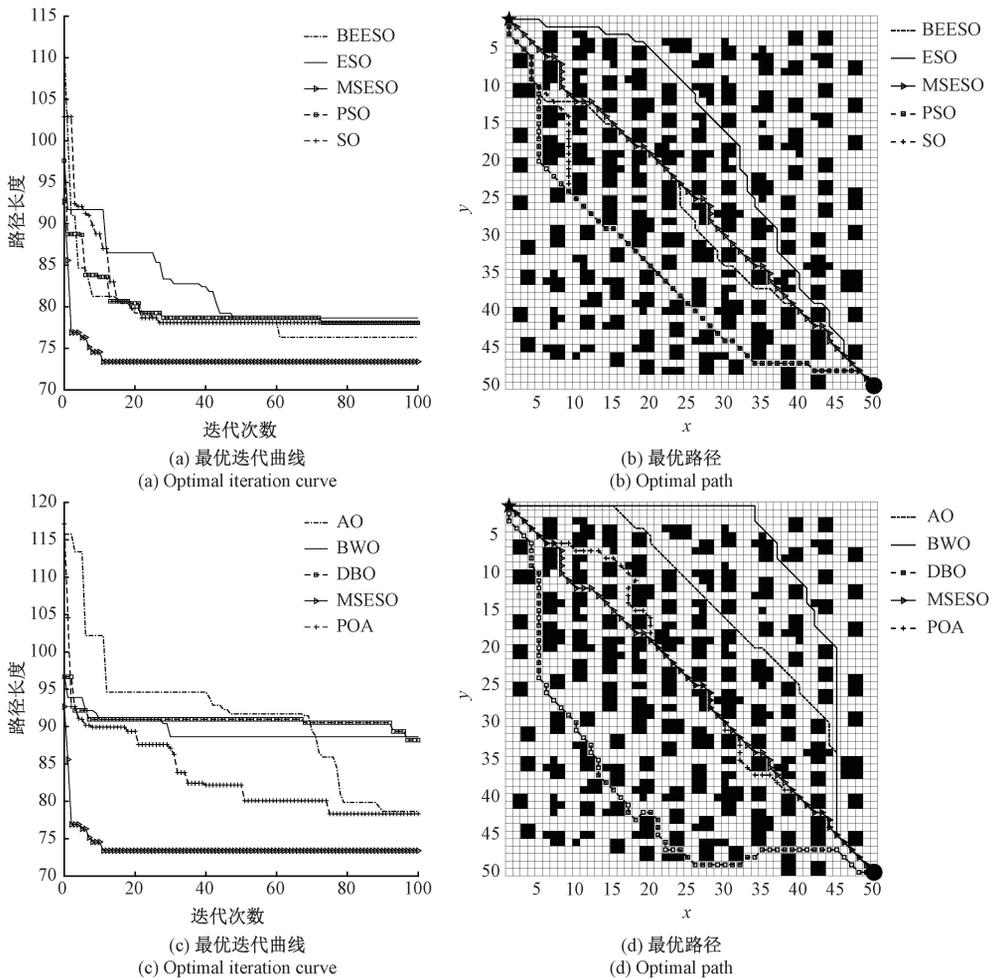


图 9 9 种算法的迭代曲线和移动路径对比图

Fig. 9 Comparison of iteration curves and movement paths of the nine algorithms

12.60%, 平均缩短了 13.63%。在平均寻优耗时方面, MSESO 的平均寻优耗时为 2.636 0 s, 高于 SO 的平均寻

优耗时 2.173 8 s, 均低于其余 7 种算法。但通过分析 SO 的路径最优值、路径平均值、平均迭代数和平均寻优耗时

表4 50×50地图30次实验的算法性能对比

Table 4 Performance comparison of algorithms in 30 experiments on a 50×50 map

算法	路径 最优值	路径 平均值	路径 方差	平均 迭代数	平均寻优 耗时/s
SO	78.083 3	82.553 0	8.058 1	39	2.173 8
ESO	78.669 0	83.665 8	5.793 9	49	8.355 8
BEESO	76.325 9	81.450 1	8.084 0	61	14.517 5
DBO	88.183 8	90.902 0	1.796 5	97	6.367 9
AO	78.669 0	88.456 1	9.179 3	90	10.836 1
BWO	88.627 4	90.186 2	0.862 9	48	2.993 3
PSO	78.083 3	83.554 4	10.135 3	78	4.071 5
POA	78.325 9	84.510 2	13.260 8	75	8.190 4
MSESO	73.397 0	73.865 6	0.222 4	17	2.636 0

等性能指标可知,虽然 MSESO 平均寻优耗时略多于 SO,但 MSESO 可以找到更短的移动路径,同时其稳定性也优于 SO。通过比较 MSESO 与对照组 8 种算法的各项实验指标可知,可知 MSESO 在 50×50 栅格地图中仍具有优越的路径寻优性能。

6 结 论

本文提出一种多策略增强型蛇优化器 MSESO 改善了 SO 的缺陷。首先,MSESO 采用佳点集方法替代伪随机取值方法初始化种群,增加初始种群多样性,使初始种群对搜索空间的覆盖更全面;其次,引入振荡因子 α_1 和 α_2 替换 SO 的常数因子 c_1 和 c_2 ,平衡算法的全局搜索和局部开发,并动态更新搜索范围,有利于避免种群陷入局部最优解;然后,引入自适应精英反向学习策略充分利用种群的有效信息来提高种群质量,使种群更有可能进一步逼近最优解,加快收敛速度和改善收敛精度。最后在复杂程度不同的栅格地图中开展路径规划仿真实验,首先在 30×30 的栅格地图中开展消融实验来验证 MSESO 各项改进策略的有效性;然后,分别在 30×30、40×40、50×50 的栅格地图中开展路径规划对比实验,比较 MSESO 与其他 8 种算法在路径规划问题求解中的寻优性能。实验结果的各项指标显示,MSESO 所提的改进策略均能有效地增强算法的搜索性能;相较于其他 8 种算法,MSESO 在多种地图中均能快速地寻到更短的移动路径,表明 MSESO 具备一定的实际应用潜力。在后续研究中,将进一步优化 MSESO 的寻优方式,并考虑将 MSESO 用于求解更多复杂地图的路径规划问题,提高路径的平滑性,拓展算法的实用范围和适用性。

参考文献

[1] 崔炜,朱发证. 机器人导航的路径规划算法研究综述[J]. 计算机工程与应用,2023,59(19):10-20.

CUI W, ZHU F ZH. Review of path planning algorithms for robot navigation [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 10-20.

[2] 陈丽,陈洋,杨艳华. 面向三维结构视觉检测的无人机覆盖路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(2): 1-10.

CHEN L, CHEN Y, YANG Y H. UAV coverage path planning for 3D structure visual inspection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 1-10.

[3] 李艳生,万勇,张毅,等. 基于人工蜂群-自适应遗传算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报,2022, 43(4):282-290.

LI Y SH, WAN Y, ZHANG Y, et al. Path planning for warehouse robot based on the artificial bee colony-adaptive genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 282-290.

[4] 杨教,陆安江,彭熙舜,等. 基于改进粒子群算法的三维路径规划研究[J]. 电子测量技术,2023,46(12): 92-97.

YANG J, LU AN J, PENG X SH, et al. Research on 3D path planning based on improved particle swarm optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12): 92-97.

[5] 游达章,马力,张业鹏,等. 基于杂交退火灰狼算法的移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术,2023,46(9): 54-60.

YOU D ZH, MA L, ZHANG Y P, et al. Path planning of mobile robot based on hybrid annealing gray wolf algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 54-60.

[6] 张睿,李万睿,肖勇,等. 基于航迹规划的无人机地形辅助导航[J]. 哈尔滨工程大学学报,2024,45(3): 459-465.

ZHANG R, LI W R, XIAO Y, et al. Path planning-based terrain contour matching navigation of unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(3): 459-465.

[7] HASHIM F A, HUSSIEN A G. Snake optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 242: 108320.

[8] HOUSSEIN E H, ABDALKARIM N, HUSSAIN K, et al. Accurate multilevel thresholding image segmentation via oppositional snake optimization algorithm; real cases with liver disease[J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 169: 107922.

[9] FAN Y P, YAOM Y, LI L, et al. Research on UAV path planning based on snake optimization algorithm [C].

- International Conference on Algorithm, Imaging Processing, and Machine Vision (AIPMV 2023), SPIE, 2024, 12969: 104-109.
- [10] YOUSRI R, ELBAYOUMI M, SOLTAN A, et al. A power-aware task scheduler for energy harvesting-based wearable biomedical systems using snake optimizer[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2023, 115(2): 183-194.
- [11] ALJEBREEN M, MENGASH H A, ARASI M A, et al. Enhancing DDoS attack detection using snake optimizer with ensemble learning on internet of things environment [J]. IEEE Access, 2023, 11: 104745-104753.
- [12] WANG L, FAN G X, WANG Q, et al. Snake optimizer LSTM-based UWB positioning method for unmanned crane[J]. PloS One, 2023, 18(11): e0293618.
- [13] ALKAHTANI H K, MAHGOUB H, ALOTAIBI F, et al. Design of hybrid snake optimizer based route selection approach for unmanned aerial vehicles communication [J]. IEEE Access, 2024, 12: 54426-54434.
- [14] 陆顺意,何庆,王艺蒙,等.用于移动机器人路径规划的增强型蛇优化算法[J].传感器与微系统,2023,42(12):127-129,133.
LU SH Y, HE Q, WANG Y M, et al. Enhanced snake optimization algorithm for mobile robot path planning[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(12): 127-129,133.
- [15] 张国辉,张雅楠,高昂,等.空地异构无人系统侦察任务规划方法[J].系统仿真学报,2024,36(2):497-510.
ZHANG G H, ZHANG Y N, GAO ANG, et al. Reconnaissance mission planning method for air-ground heterogeneous unmanned systems[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 497-510.
- [16] 王立纲,何志祥,董勤.基于改进蛇优化算法的无人机路径规划研究[J].国外电子测量技术,2024,43(4):69-77.
WANG L G, HE ZH X, DONG Q. Research on UAV path planning based on improved snake optimization algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 69-77.
- [17] 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 location algorithm based on improved skyying [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(6): 50-57.
- [18] ZHANG SH H, WANG J SH, ZHANG S W, et al. Snake optimizer with oscillating factors to solve edge computing task unloading and scheduling optimization problem[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 91: 273-304.
- [19] YILDIZ S B, PHOLDEE N, BUREERAT S, et al. Enhanced grasshopper optimization algorithm using elite opposition-based learning for solving real-world engineering problems [J]. Engineering with Computers, 2021, 38(5): 1-13.
- [20] YAO L G, YUAN P L, TSAI C Y, et al. ESO: An enhanced snake optimizer for real-world engineering problems[J]. Expert Systems With Applications, 2023, 230: 120594.
- [21] HU G, YANG R, MUHAMMAD A, et al. BEESO: Multi-strategy boosted snake-inspired optimizer for engineering applications [J]. Journal of Bionic Engineering, 2023, 20(4): 1791-1827.
- [22] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 79 (7): 7305-7336.
- [23] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ELAZIZ M A, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.
- [24] ZHONG CH T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 251: 109215.
- [25] TROJOVSKY P, DEGHANI M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications[J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.

作者简介

苏湘粤,硕士研究生,主要研究方向为智能计算及应用。

E-mail:2919043551@qq.com

李永胜(通信作者),硕士,副教授,主要研究方向为智能计算及应用。

E-mail:lyshlh@163.com

朱永进,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、图像处理。

E-mail:Z18539996819@163.com