

基于改进乌燕鸥算法的移动音乐机器人路径规划

陈莎莎

(陕西铁路工程职业技术学院, 陕西 渭南 714000)

摘要: 移动音乐机器人最短路径规划是一个带有复杂约束和高维的非线性规划问题, 标准的乌燕鸥算法求解此问题时, 存在局部停滞不足导致其获得的最短路径精度较低。为此, 设计一种改进的乌燕鸥算法。引入一种新颖的改进 Logistic 混沌映射种群初始化策略, 增强算法迭代初期的寻优能力; 采用非线性自适应 Lévy 飞行攻击位置更新方式, 协调算法的全局搜索和局部开发能力之间的动态平衡; 采用 Lévy 飞行和黄金正弦混合扰动策略, 提高算法的全局寻优能力。仿真结果表明: 与其他著名算法相比, 该算法路径规划结果更优, 寻优能力和搜索效率更强, 可高效地处理复杂的移动音乐机器人路径规划问题, 具有较强的适用性。

关键词: 乌燕鸥算法; 改进 Logistic 混沌映射; 非线性自适应 Lévy 飞行; 黄金正弦因子; 路径规划

中图分类号: TP391.9 文献标志码: B 文章编号: 1671-5276(2023)03-0197-06

Path Planning of Mobile Music Robot Based on Enhanced Sooty Tern Algorithm

CHEN Shasha

(Shaanxi Railway Institute, Weinan 714000, China)

Abstract: The shortest path planning of mobile music robot is a nonlinear programming problem with complex constraints and high dimensions. Solving the problem by standard black tern algorithm will generate insufficient local stagnation that leads to poor accuracy of the shortest path. Therefore, an enhanced sooty tern algorithm is proposed. A novel improved Logistic chaotic mapping population initialization strategy is introduced to enhance the optimization ability of the algorithm at the initial iteration stage. The nonlinear adaptive Levy flight attack position update method is adopted to coordinate the dynamic balance between the global search and local development capabilities of the algorithm. The hybrid Lévy flight and golden sine mechanism is used to improve the global convergence ability of the algorithm. The simulation results show that in comparison with other algorithms, the proposed algorithm has better path planning results, better search ability and search efficiency, and can efficiently deal with mobile robot path planning problems under complex environment with strong applicability.

Keywords: sooty tern algorithm; improved Logistic chaotic map; nonlinear adaptive Lévy flight; golden sine; path planning

0 引言

随着我国文娱事业的繁荣及机械仿生技术的长足发展, 移动音乐机器人逐渐摒弃既往舞台“站桩式”演奏, 转向能够与观众有效交流的教室、娱乐场所、大型商场等复杂外部环境中^[1]。如何保证移动音乐机器人能够有效地避免复杂环境中的障碍物, 获取一条从起始点到目的点之间安全且经济的移动路径, 对于移动音乐机器人安全且经济的使用具有重要意义。移动音乐机器人属于移动机器人中的一种, 而移动机器人的最优路径规划问题目前仍属于路径规划领域内的热点问题之一。所以, 研究移动音乐机器人的最优路径规划对于其安全经济的使用具有重要意义。传统的移动机器人路径规划方法有栅格法、人工势场、连接图法等。这些方法存在规划效率低、成功率低、自适应性差、障碍物增多时难以获取较优的路径等缺点。

移动音乐机器人的最优路径规划问题核心就是在特

定环境(如栅格环境)中, 设置其始末点和障碍物, 规划出一条移动机器人从起点到达终点的最短路径。这可简化为一个带有复杂约束和维度大的非线性规划问题。为克服传统规划方法的不足, 近年来, 元启发式算法具有简单的算法结构和随机性较强等优点, 可以有效地解决移动机器人路径规划问题。比如遗传优化算法^[2]、粒子群优化算法^[3]、人工蜂群优化算法^[4]等。虽然这些基础算法可以获得较好的路径规划结果, 但是, 它们仍存在路径规划成功率低、结果精度较低、规划效率低等问题。

为提升元启发式算法解决移动机器人路径规划问题的性能, 研究学者采用各种算子改进标准的元启发式算法, 比如改进蚁群算法^[5]、改进粒子群优化算法^[6]、改进灰狼优化算法^[7]、量子风驱动优化算法^[8]、烟花混合蚁群算法^[9]、改进果蝇算法^[10]、改进生物地理学优化^[11]。这些采用多种变异算子改进后的算法, 可以获取更好的移动机器人路径规划寻优路径结果, 路径规划更加合理, 效率更高。

乌燕鸥优化算法 (sooty tern optimization algorithm, STOA) 是由 DHIMAN G 在 2019 年提出的一种新的智能优化算法,它通过模拟乌燕鸥的迁移行为和攻击行为来实现全局优化^[12]。STOA 算法可解决一些工业工程优化问题,如同步优化特征问题^[13]、MPC-LFC 问题^[14],提供较好的优化结果。虽然在求解某些实际问题时,STOA 算法相比其他算法具有求解精度高、收敛较快的特点,但是随着实际优化问题维度和约束等复杂性的增加,STOA 算法依然存在易陷入局部最优、求解精度低、成功率低等缺点。在复杂环境下(如障碍物较多、可移动范围较大等)移动音乐机器人路径规划问题会变得更加复杂,如何保证移动音乐机器人高效地获取全局最优路径规划是一个关键的问题。

为提高移动音乐机器人最优路径规划问题时的求解精度和效率,本文融合了多种变异算子提出一种改进乌燕鸥算法 (enhanced sooty tern optimization algorithm, ESTOA)。该算法引入改进的 Logistic 混沌映射,增强初始种群的多样性;同时嵌入自适应 Lévy 飞行位置更新策略,协调了算法的全局搜索和局部开发能力之间的平衡;采用 Lévy 飞行和黄金正弦混合扰动策略,不断缩减搜索空间,使得算法更容易跳出局部最优,保证全局收敛精度,提高算法的全局收敛能力。最后,将 ESTOA 算法用于求解各类复杂环境下的移动音乐机器人路径规划问题,并验证所提算法的有效性。

1 移动音乐机器人路径规划问题模型

为准确地描述移动音乐机器人路径规划问题,采用栅格法对其进行环境建模,按照一定规则划分成 $m \times n$ 个相同的方块。白色方块代表自由可移动空间记为 0,黑色方块代表不可移动空间记为 1。将每个栅格进行坐标定义为 (x_i, y_i) 。移动音乐机器人的运动轨迹不能经过有障碍物的栅格区域。为此,移动音乐机器人路径规划问题简化为从起点到终点处,所经过的最短路径,其可按式(1)计算。

$$L_{\text{path}} = \sum_{i=0}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (1)$$

2 乌燕鸥算法

STOA 算法主要模拟在自然界中乌燕鸥鸟类迁移和在迁移过程中攻击猎物的行为,建立数学迭代循环寻优模型,通过不断地迭代搜索全局最优解。

2.1 迁移

在乌燕鸥迁移过程中,为更好地保证乌燕鸥能够安全从开始位置移动到另一个位置,应满足 3 种必要的限制条件:

1) 避免碰撞

$$C = \varphi \times P(k) \quad (2)$$

$$\varphi = \alpha - [k \times (\alpha / k_{\max})] \quad (3)$$

式中: C 代表保证乌燕鸥当前迁移位置; P 代表乌燕鸥个

体当前位置; φ 代表未碰撞因子; k 代表迭代次数; k_{\max} 代表最大迭代次数; α 代表常数,且等于 2。

2) 向最优方向迁移

$$M = \lambda \times (P_b(k) - P(k)) \quad (4)$$

$$\lambda = 0.5 \times \beta \quad (5)$$

式中: M 代表乌燕鸥当前迁移位置; $P_b(k)$ 代表乌燕鸥最优个体当前迁移位置; λ 代表在 $[0, 0.5]$ 范围内的随机可调因子; β 代表在 $[0, 1]$ 内的随机数。

3) 靠近最优迁移位置

$$D = C + M \quad (6)$$

式中 D 代表乌燕鸥迁移位置。

2.2 攻击

乌燕鸥在迁移的同时,也采用螺旋盘旋的方式来改变自身攻击猎物的角度和速度,达到在小范围内高效搜索猎物的目的。这种行为可用式(7)表示。

$$\begin{cases} x' = R \times \cos\theta \\ y' = R \times \sin\theta \\ z' = R \times \theta \\ r = u \times e^{kv} \end{cases} \quad (7)$$

式中: R 代表螺旋半径; θ 代表 $[0, 2\pi]$ 内的随机角度; u 和 v 代表螺旋形状的超参数。

由迁移和攻击位置可更新乌燕鸥群体的最终搜索位置,见式(8)。

$$P(k) = [D \times (x' \times y' \times z')] \times P_b(k) \quad (8)$$

3 改进的乌燕鸥算法

3.1 改进 Logistic 映射初始化

算法种群的原有随机初始化方式难以保证种群均匀分布在求解范围内,种群多样性降低的可能性增加,易造成算法初始搜索效率降低,收敛精度降低。Logistic 映射具有较好的遍历性,可提高算法初始种群的多样性,但是它产生的混沌变量分布均匀较差,遍历性仍需进一步增强。为此,提出一种改进的 Logistic 混沌映射,可由式(9)一式(10)来描述。

$$Z_{n+1}^{\text{old}} = u(1 - (Z_n^{\text{old}})^2) \quad (9)$$

$$Z_{n+1}^{\text{new}} = \begin{cases} 0.1 + 0.7 \times \psi_a & 0 \leq Z_{n+1}^{\text{old}} \leq 0.2 \text{ 或} \\ & 0.8 \leq Z_{n+1}^{\text{old}} \leq 1.0 \text{ 且 } \phi > 0.6 \\ Z_{n+1}^{\text{old}} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: u 是在 $[0, 4]$ 内的随机数; Z_n^{old} 是原有的第 n 个 $[0, 1]$ 内的混沌变量; ψ_a 是服从均匀分布的 $[0, 1]$ 内的随机数; ϕ 是 $[0, 1]$ 内的随机数; Z_{n+1}^{new} 是新的第 $n+1$ 个 $[0, 1]$ 内的混沌变量。

为验证所提出改进的 Logistic 混沌映射的遍历性,采用标准的 Logistic 混沌映射和改进的 Logistic 混沌映射均随机生成 194 个混沌变量,统计 $[0, 1]$ 内混沌变量的分布性,如图 1 所示。由图 1 可知,改进的 Logistic 混沌映射的波动度 ΔL_2 明显小于标准的 Logistic 混沌映射的波动度 ΔL_1 ,这充分说明改进的 Logistic 混沌映射分布均匀性更

好,具有更强的遍历性。因此,采用改进的 Logistic 混沌映射对算法种群进行初始化,更有利于增强种群的初始随机性,丰富初始迭代时种群的多样性,增强初始解的遍历性和提高算法的初始收敛速度。

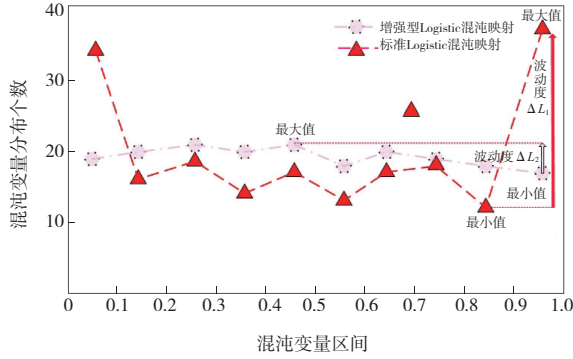


图1 Logistic混沌映射遍历性对比分析

3.2 非线性自适应莱维飞行搜索

非线性自适应权重因子能够平衡算法的全局和局部之间的寻优能力,对提升算法收敛速度和收敛性能至关重要。在 ESTOA 算法攻击过程乌燕鸥更新位置方式中引入非线性自适应权重因子见式(11),如图2所示。

$$w(k) = \sin\left(\frac{\pi \times k}{2 \times k_{\max}} + \pi\right) + 1 \quad (11)$$

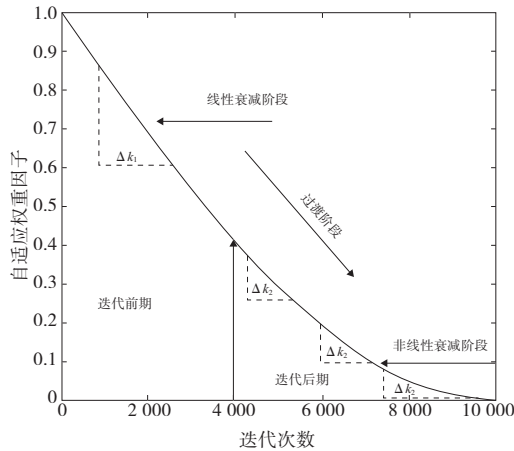


图2 非线性自适应权重因子

由图2可知,非线性权重因子包含了两个阶段,即线性衰减阶段和非线性衰减阶段。在迭代前期,线性衰减变化率 Δk_1 保持不变,有利于保证迭代前期算法种群多样性的连续性,提高前期的搜索效率与精度。随着迭代次数增加,权重因子由线性衰减阶段过渡到非线性衰减阶段,在迭代后期,非线性衰减变化率 Δk_2 逐渐变小,呈现一定的波动性。 Δk_2 的这种波动变化性,更有利于保证算法种群后期的多样性,提升算法逃离局部最优的能力。

莱维(Lévy)飞行搜索机制的显著特征是具有随机游走性和跳跃性,这种特性嵌入到算法中,可以增加算法种群的多样性、搜索空间的灵活性。当算法陷入局部最优附近时,算法可利用 Lévy 飞行的跳跃特性跳出局部最优,同

时利用 Lévy 飞行的随机游走性,不断地扩大搜索空间,提高算法的收敛效率和收敛精度。因此,在乌燕鸥位置更新方式中引入 Lévy 飞行搜索策略,来扰动乌燕鸥位置,提升算法跳出局部最优的能力和搜索效率。Lévy 分布可简化为式(12)。

$$L_{\text{levy}}(s, \zeta) \approx s^{-\zeta}, \zeta \in (1, 3] \quad (12)$$

式中: s 为随机搜索步长; ζ 为(1,3]内随机数。

结合非线性自适应权重因子和 Lévy 飞行机制的特性,在 ESTOA 算法中,攻击过程中的位置更新采用非线性自适应莱维飞行搜索方式。也就是可由式(8)修改为式(13),这样就可以提升算法逃离局部最优的可能性,进一步可提高算法的收敛精度。

$$P(k)' = \begin{cases} (1-w(k)) \times (L_{\text{levy}} + P(k)) & \text{若 } r < 0.5 \\ w(k) \times P(k) & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

3.3 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索

黄金正弦算法(Golden-SA)^[15]是一种局部搜索算法,通过引入黄金分割因子不断地分割搜索空间,可以大幅、有效地提升搜索速度。随着搜索空间不断地缩小,算法种群在小范围内不断搜索全局最优解,有利于增强算法的局部搜索能力,进一步提升全局搜索精度,增强全局搜索和局部搜索之间的平衡能力。Golden-SA 算法中搜索代理的位置更新方式见式(14)。

$$X_i^D(k+1) = X_i^D(k) \times |\sin(R_1)| +$$

$$R_2 \times \sin(R_1) \times |a_1 \times P_i^D(k) - a_2 \times X_i^D(k)| \quad (14)$$

式中: $X_i^D(k)$ 代表 D 维个体空间中第 k 次迭代的第 i 个个体的位置; R_1 和 R_2 分别决定 $k+1$ 次迭代中个体的移动距离和第 i 个体位置更新方向,且 $R_1 \in [0, 2\pi]$, $R_2 \in [0, \pi]$; a_1 和 a_2 是引入黄金分割因子后获取的系数,且 $a_1 = -\pi + (1-\tau) \times 2\pi$, $a_2 = -\pi + \tau \times 2\pi$, $\tau = (\sqrt{5}-1)/2$ 。

为进一步增强乌燕鸥算法的寻优能力,充分利用黄金正弦和 Lévy 飞行搜索机制的优势,在 ESTOA 算法中,引入 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索策略,如图3所示。由图3可知,当不同乌燕鸥个体在不同的搜索区域 A 或 B 内,通过采用黄金正弦分割机制,不断地分割搜索区域 A 或 B,随着迭代次数 k 的增加,不断地靠近搜索区域 A 或 B 内的当前最优解。如果单纯引入黄金正弦分割机制,易造成算法后期乌燕鸥个体在当前最优解附近徘徊,无法进一步逼近全局最优解,降低算法的搜索精度。因此,当乌燕鸥个体搜索到当前最优解时,再利用 Lévy 飞行的随机性和跳跃性,在搜索区域内不断地靠近全局最优解。这样就可以避免迭代后期算法陷入全局最优解的邻域内,可及时跳出此邻域,搜索到全局最优解,提高算法的全局收敛精度。因此,在 ESTOA 算法中,引入 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索策略对乌燕鸥最优个体进行变异,可由式(15)表示。

$$P'_b = \begin{cases} P_b + P_b \oplus L_{\text{levy}}(P_b) & \text{若 } r < 0.5 \\ P_b + P_b \oplus G_{\text{olden-SA}}(P_b) & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $L_{\text{levy}}(P_b)$ 代表由 Lévy 飞行机制变异后的最优个体; $G_{\text{olden-SA}}(P_b)$ 代表由黄金正弦算法变异后的最优个体。

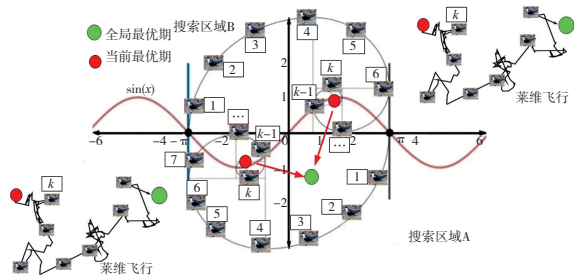


图3 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索策略

3.4 基于 ESTOA 的移动机器人路径规划算法

基于 ESTOA 的移动机器人路径规划算法的流程图如图 4 所示,具体步骤如下。

步骤 1:算法初始化参数选取,构建栅格地图环境,设置移动音乐机器人始末位置、种群大小,设置移动音乐机器人的起始与终止坐标位置,设置 ESTOA 算法种群数量 N ,最大迭代次数 k_{max} 及 α 。

步骤 2:利用改进的 Logistic 映射对算法种群初始化,见式(9)和式(10),并根据式(1)评估初始最佳路径长度,获取初始最优路径信息。

步骤 3:乌燕鸥种群的迁移位置更新见式(2)一式(6)。

步骤 4:利用非线性自适应莱维飞行搜索更新乌燕鸥种群的攻击位置,见式(7)、式(11)一式(13)。

步骤 5:根据式(1)重新评估路径适应度函数值并更新最短路径长度及路径规划信息。

步骤 6:对其最优路径即最优乌燕鸥个体采用 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索扰动更新,见式(12)、式(14)和式(15)。

步骤 7:判断是否满足最大迭代次数,输出全局最短路径长度及最优路径规划信息(坐标点);反之,返回步骤 3 继续寻优。

步骤 8:算法迭代寻优结束,输出最优路径规划结果。

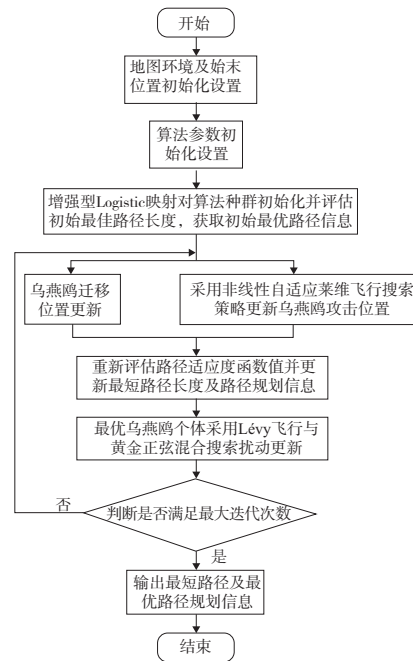


图4 基于 ESTOA 的移动音乐机器人路径规划算法流程图

4 仿真结果分析

4.1 仿真环境及参数设置

仿真环境:采用 Matlab2019a 软件,Window10 系统和 16G 内存的计算机。地图环境:采用栅格法构建 3 种不同规格的地图环境:20m×20m 地图见图 5;30m×30m 地图见图 6;55m×55m 地图见图 7。对不同地图中的每个栅格进行坐标编码。每个地图中包含了移动机器人的开始位置与终止位置,黑色框代表障碍物,白色框代表通行区域。

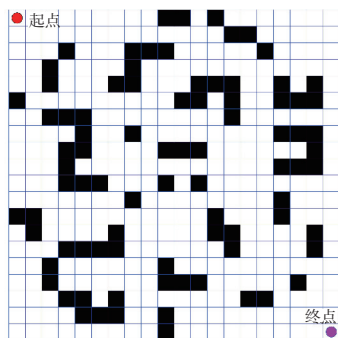


图5 20 m×20 m 移动音乐机器人路径规划地图

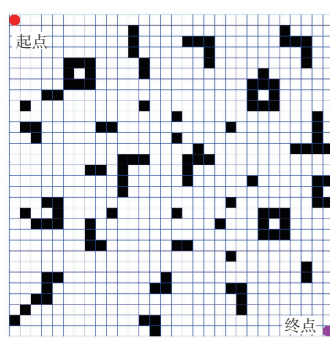


图6 30 m×30 m 移动音乐机器人路径规划地图

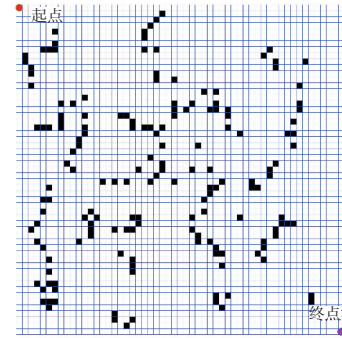


图7 55 m×55 m 移动音乐机器人路径规划地图

算法参数设置:选用 STOA^[12]、MFO^[16]、SOA^[17]、GWO^[18] 算法,种群数量为 100,迭代次数为 500,实验统计结果以独立计算 50 次寻优结果的最短路径、平均路径、路径标准差、耗时成功率为性能评价指标。

4.2 仿真结果分析

20m×20m 地图的路径规划实验统计结果如表 1 所示,最优寻优路径与迭代寻优曲线分别如图 8、图 9 所示。

表 1 20 m×20 m 地图路径规划统计结果

算法	最短路径/m	平均路径/m	路径标准差	耗时/s	成功率/%
SOA	29.685	30.471	0.423	0.372	85
STOA	29.278	30.655	0.398	0.370	65
GWO	31.013	32.987	1.451	0.452	30
MFO	29.278	29.635	0.453	1.146	100
ESTOA	29.278	29.624	0.409	1.062	100

表 2 30 m×30 m 地图路径规划统计结果

算法	最短路径/m	平均路径/m	路径标准差	耗时/s	成功率/%
SOA	44.747	47.228	0.969	0.508	80
STOA	44.642	46.965	1.312	0.507	86
GWO	46.621	50.222	1.499	0.685	78
MFO	44.235	45.753	0.685	1.733	95
ESTOA	43.827	44.578	0.577	1.421	100

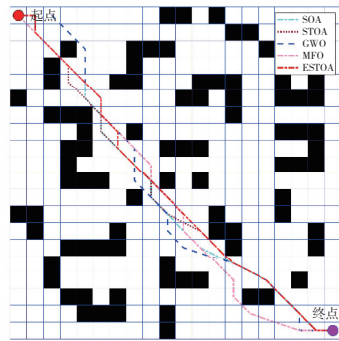


图 8 20 m×20 m 移动音乐机器人最优路径对比分析

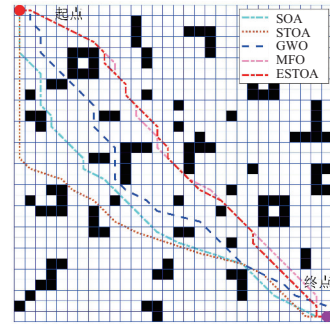


图 10 30 m×30 m 移动音乐机器人最优路径对比分析

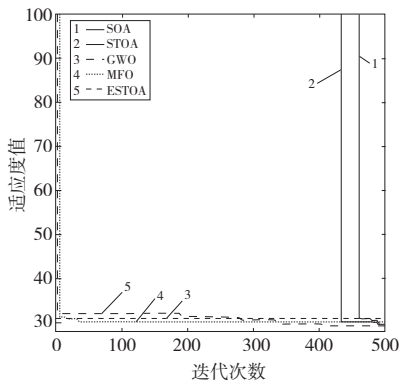


图 9 20 m×20 m 地图寻优对比曲线

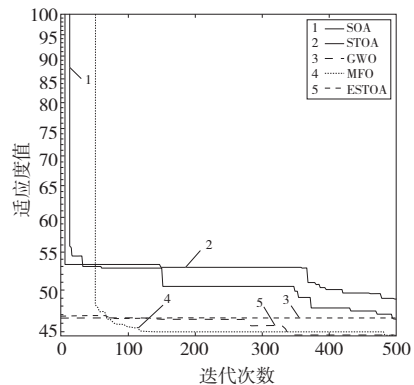


图 11 30 m×30 m 地图寻优对比曲线

由表 1 可以看出,ESTOA 算法以 100% 的成功率获得 20 m×20 m 地图的最短路径长度和平均路径长度均优于其他算法。ESTOA 算法的路径标准差值最小,成功率最高,说明 ESTOA 算法稳定性较强。从耗时来说,ESTOA 算法耗时长于 SOA、STOA 和 GWO 算法,短于 MFO 算法。

由图 8 和图 9 可知,相比其他算法,采用 ESTOA 算法可获得较好的移动路径线路,转折次数较少,路径规划合理。从迭代收敛曲线看出,ESTOA 算法收敛效率较快,易逃离局部极值,获得移动音乐机器人最优的路径长度。

30 m×30 m 地图的路径规划实验统计结果见表 2,最优寻优路径与迭代寻优曲线分别如图 10、图 11 所示。

由表 2 可知,ESTOA 算法 30 m×30 m 地图的最短路径长度和平均路径长度均优于其他方法,路径标准差最小且成功率最高可达 100%。从耗时来说,ESTOA 算法耗时长于 SOA、STOA 和 GWO 算法,短于 MFO 算法。

由图 10 和图 11 可知,地图环境复杂性增加,对 30 m×30 m 地图,采用 ESTOA 算法可获得最优的路径规划线路,转折次数较少,路径规划合理性优于其他方法。从迭代收敛曲线看出,ESTOA 算法收敛速度较快,可快速获得移动音乐机器人最优的路径规划长度。

55 m×55 m 地图的路径规划实验统计结果见表 3,最优寻优路径与迭代寻优曲线分别如图 12、图 13 所示。

表 3 55 m×55 m 地图路径规划统计结果

算法	最短路径/m	平均路径/m	路径标准差	耗时/s	成功率/%
SOA	83.363	85.253	1.094	0.845	100
STOA	84.014	85.761	1.457	0.935	100
GWO	83.666	90.058	2.200	1.168	100
MFO	80.813	83.138	1.155	3.196	100
ESTOA	79.590	81.187	0.984	2.019	100

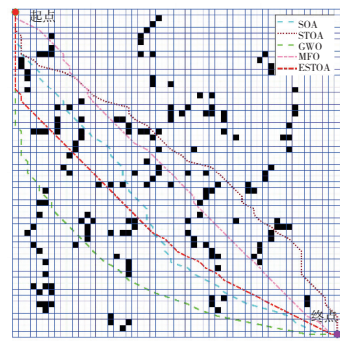


图 12 55 m×55 m 移动音乐机器人最优路径对比分析

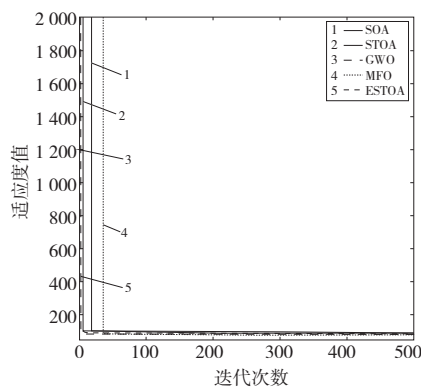


图 13 55 m×55 m 地图寻优对比曲线

由表 3 可知,55 m×55 m 地图中所有算法均能够成功求解移动音乐机器人路径规划问题。ESTOA 算法获得的最短路径长度和平均路径长度均优于其他算法,拥有更小的路径标准差值,说明 ESTOA 算法稳定性较强。ESTOA 算法平均耗时优于 MFO 算法,所有算法中排第四。由图 12 和图 13 可知,ESTOA 算法迭代初期可快速收敛于全局最优路径长度,并且移动音乐机器人移动路线更优,转折次数最少。

综上所述,随着地图环境复杂性的增加,ESTOA 算法可成功地获取较好的路径规划结果,表明 ESTOA 算法可用于求解各类复杂的移动音乐机器人路径规划问题,且拥有较好的寻优能力和较快的寻优效率,具有较强的鲁棒性和稳定性。

5 结语

1) 为提高求解移动音乐机器人最优路径规划的求解精度和效率,提出了一种改进的乌燕鸥算法。该算法采用改进 Logistic 混沌映射初始化算法种群,保证种群的多样性,避免算法迭代初始阶段陷入局部最优,提高算法的全局寻优能力。同时,引入非线性自适应莱维飞行搜索攻击策略,保证算法种群高质量的连续性,提升算法逃离局部最优的能力。进一步引入 Lévy 飞行与黄金正弦混合搜索策略,有效提升搜索效率与收敛精度,实现算法的全局和局部之间的平衡。

2) 提出了改进 Logistic 混沌映射,与标准的 Logistic 混沌映射相比,它分布均匀性更好,具有更强的遍历性,可

用于改善算法的性能。

3) 移动音乐机器人路径规划实验结果表明:与 SOA、STOA、GWO 和 MFO 算法相比,ESTOA 算法的路径寻优结果最优,稳定性更强,搜索效率更高,可以适用于解决复杂环境中移动音乐机器人路径规划问题。

参考文献:

- [1] XIA G, TAY J, DANNENBERG R, et al. Autonomous robot dancing driven by beats and emotions of music [C]// Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, Volume 1, Valencia, Spain: 2012: 205-212.
- [2] 王功亮,王好臣,李振雨,等. 基于优化遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 机床与液压,2019,47(3):37-40,100.
- [3] 覃正祥,丁家付,张彦旻,等. 基于粒子群优化算法的机器人路径规划[J]. 无线互联科技,2020,17(7):128-129,140.
- [4] 周国春,肖本贤. 基于人工蜂群算法的机器人路径规划研究[J]. 自动化与仪表,2018,33(5):43-47.
- [5] 李文振,李富康,蔡宗琰,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(4):49-52.
- [6] 胡章芳,冯淳一,罗元. 改进粒子群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机应用研究,2021,38(10):3089-3092.
- [7] 游达章,康亚伟,刘攀,等. 一种改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划方法[J]. 机床与液压,2021,49(11):1-6.
- [8] 张鑫,舒志兵,李俊. 基于量子风驱动优化算法的机器人路径规划[J]. 机床与液压,2019,47(17):67-70.
- [9] 周森鹏,穆平安,张仁杰. 基于烟花混合蚁群的移动机器人路径规划研究[J]. 包装工程,2019,40(11):172-176.
- [10] 聂芬,赵志华. 基于改进果蝇算法的焊接机器人路径规划[J]. 制造技术与机床,2021(10):21-25.
- [11] 王加迁. 基于改进生物地理学优化的移动机器人路径规划研究[D]. 大连:大连理工大学,2021.
- [12] DHIMAN G, KAUR A. A bio - inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2019,82:148-174.
- [13] 贾鹤鸣,李瑶,孙康健. 基于遗传乌燕鸥算法的同步优化特征选择[J]. 自动化学报,2022,48(6):1601-1615.
- [14] ALI H H, FATHY A, KASSEM A M. Optimal model predictive control for LFC of multi - interconnected plants comprising renewable energy sources based on recent sooty terns approach [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments,2020,42:100844.
- [15] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm; a novel math-inspired algorithm [J]. Advances in Electrical and Computer Engineering,2017,17(2):71-78.
- [16] MIRJALILI S. Moth - flame optimization algorithm; a novel nature - inspired heuristic paradigm [J]. Knowledge - Based Systems,2015,89:228-249.
- [17] DHIMAN G, KUMAR V. Seagull optimization algorithm; theory and its applications for large - scale industrial engineering problems [J]. Knowledge-Based Systems,2019,165:169-196.
- [18] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software,2014,69:46-61.

收稿日期:2022-07-18