

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205953

基于 ISMA 的多点遍历路径规划方法*

姜媛媛^{1,2} 李 林³ 朱文昌¹

(1. 安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232000; 2. 安徽理工大学环境友好材料与职业健康研究院(芜湖) 芜湖 241003; 3. 安徽理工大学人工智能学院 淮南 232000)

摘 要:针对移动机器人在遍历多目标点的路径规划中存在路径较长且不平滑等问题,本文提出一种基于 ISMA 的多点遍历路径规划方法。首先,结合 Singer 映射和小孔成像反向学习策略改进标准黏菌算法(SMA);然后初步构建地图,使用 ISMA 规划路径,以确定三角网格最大边长的最优值;最后,基于三角网格最大边长的最优值重新构建三角网格地图,使用 ISMA 生成路径,并通过 B 样条函数对路径进行光滑处理,提升路径平滑度。基准函数测试结果表明,ISMA 收敛速度更快,寻优精度更高。三角网格地图上的路径规划实验表明:ISMA 规划的路径长度和平滑度明显优于 SMA、SSA 和 WOA,与 SMA、SSA 和 WOA 相比,在较复杂的场景中 ISMA 生成路径的长度依次减少了 6.31%、18.76% 和 19.74%,验证了 ISMA 方法的有效性。

关键词: 路径规划;反向学习;三角网格地图;ISMA;B 样条函数

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Mobile robot multi-goal path planning using improved slime mould algorithm

Jiang Yuanyuan^{1,2} Li Lin³ Zhu Wenchang¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, China;
2. Institute of Environment-friendly Materials and Occupational Health, Anhui University of Science and Technology,
Wuhu 241003, China; 3. School of Institute of Artificial Intelligence, Anhui University of
Science and Technology, Huainan 232000, China)

Abstract: Aiming at the problems of long and unsmooth paths in the path planning of mobile robots traversing multiple target points, this paper proposes a multi-point traversal path planning method based on improved SMA. Firstly, the standard slime mold algorithm (SMA) is improved by combining Singer mapping and small hole imaging reverse learning strategy. Then, the map is preliminarily constructed, and the improved SMA is used to plan the path to determine the optimal value of the maximum side length of the triangular mesh. Finally, the triangular grid map is reconstructed based on the optimal value of the maximum edge length of the triangular mesh, the improved SMA is used to generate the path, and the path is smoothed by the B spline function to improve the smoothness of the path. The benchmark function test results show that the improved SMA converges faster and has higher optimization accuracy. Path planning experiments on triangular grid maps show that the path length and smoothness of improved SMA planning are significantly better than those of SMA, SSA and WOA, and compared with SMA, SSA and WOA, the length of the improved SMA generated path in complex scene is reduced by 6.31%, 18.76% and 19.74%, which verifies the effectiveness of the improved SMA method.

Keywords: path planning; reverse learning; triangular grid map; improved SMA; B spline function

0 引言

移动机器人遍历多个目标点的路径规划是指在复杂的环境中生成一条从起点开始,经过所有目标点的无碰撞的可行路径,多被应用于变电站巡检、生产车间物料配送和快递投放等场景中^[1]。在这些场景中,路径的长度和平滑度对机器人能否及时、准确地到达目标点有很大的影响,是解决移动机器人路径规划问题的关键。

针对以上问题,大量传统算法被应用于路径规划的研究中^[2]。文献[3]将跳点搜索策略与 A* 算法相结合,减少了路径长度,但测试地图较小且环境简单,难以证明算法解决复杂问题的能力。文献[4]通过生成路径样本,提高概率路线图法在复杂环境中规划路径的性能,但抽样的随机性导致算法的完备性较弱,稳定性低。文献[5]改进了 DWA 算法的评价函数,提高了路径规划的成功率,但时间成本消耗较大。文献[6]改进的 RRT 算法在高维空间的路径规划的效果较好,但在低维空间规划效果不佳。文献[7]在遗传算法中增加了新的自适应策略,提升了算法跳出局部最优的能力,但存在收敛慢、效率过低等问题。此外,由于智能算法在面对 NP 问题时的表现比传统算法更加高效^[8],被广泛应用于路径规划问题中^[9]。文献[10]对蚁群的全局信息素进行优化设计,提升了全局搜索能力和收敛速度,但规划的路径中拐点较多不平滑。文献[11]提出了 PSO-MFB 算法,设计新的局部搜索算法用来检测路径中的不可行点,并转化为可行解,但在搜索空间中容易陷入停滞和局部最优。黏菌算法(slime mould algorithm, SMA)是 Li 等^[12]提出的一种新型智能算法,该算法参数较少,优化效率高,相较于其他算法代码结构简单,可扩展性强,在寻找最优解问题时能快速收敛并求解^[13],已被成功应用于图像分割、轴承故障检测等领域^[14]。

围绕 SMA 以上特点,本文提出基于 ISMA 的多点遍历路径规划方法,首先将 Singer 映射、逐维小孔成像反向学习策略与 SMA 相结合,提高 SMA 的收敛速度和寻优精度,提升算法跳出局部最优的性能,缩短移动机器人规划的路径长度;然后初步构建地图,使用 ISMA 规划路径,实验对比以确定三角网格最大边长的最优值;最后,基于三角网格最大边长的最优值构建地图,使用 ISMA 生成路径,并通过 B 样条函数对路径进行光滑处理,提升路径平滑度。实验表明,与其他算法相比,本文提出的 ISMA 对于复杂环境下的路径规划具有更好的效果。

1 黏菌算法及其改进

1.1 标准黏菌算法

SMA 是一种新型群智能算法,主要用数学模型模拟了黏菌在觅食过程中的形态和行为的变化。黏菌在觅食过程中位置更新如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} \text{rand}(U_B - L_B) + L_B, \text{rand} < z \\ X_b(t) + v_b \cdot (W \cdot X_A(t) - X_B(t)), r < p \\ v_c \cdot X(t), r \geq p \end{cases} \quad (1)$$

$$p = \tanh |S(i) - DF| \quad (2)$$

式中: $X(t+1)$ 表示当前黏菌搜索个体的位置; X_b 表示当前食物浓度最高的位置; X_A 和 X_B 表示两个随机选取的黏菌位置; U_B 和 L_B 表示当前所搜空间的上下边界; rand 和 r 表示在区间 $[0, 1]$ 上的随机数;文献[10]表明, $z = 0.03$ 时算法的性能最佳; V_b 的取值范围为 $[-a, a]$;参数 V_c 从1线性递减到0; p 为条件参数,用于控制黏菌的位置更新方式,计算如式(2)所示; $S(i)$ 为 $X(t)$ 的适应度,其中 i 为适应度排序的索引值; DF 为所有迭代过程中所获得的最佳适应度值。参数 a 的计算为:

$$a = \arctanh \cdot (1 - \frac{t}{t_{\max}}) \quad (3)$$

式中: t 为当前迭代次数; t_{\max} 是最大迭代次数。

W 为黏菌的质量系数,反映了黏菌在不同食物浓度下的震荡频率,其公式为:

$$\text{SmellIndex}(i) = \text{sort}(s) \quad (4)$$

$$W(\text{SmellIndex}(i)) =$$

$$\begin{cases} 1 + r \log(\frac{b_F - s(i)}{b_F - w_F} + 1), \text{condition} \\ 1 - r \log(\frac{b_F - s(i)}{b_F - w_F} + 1), \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: b_F 和 w_F 表示当前迭代过程中获得的最优和最差适应度值; $\text{SmellIndex}(i)$ 表示适应度序列; r 表示在区间 $[0, 1]$ 上的随机值,用以模拟黏菌静脉收缩模式的不确定性; condition 表示 $S(i)$ 排序中前1/2的序列。

1.2 改进黏菌算法

针对 SMA 算法初始种群分布不均匀和在搜索后期易陷入局部最优等问题,本文采用 Singer 混沌映射生成初始种群,并引入逐维小孔成像反向学习策略对算法进行改进,以提升算法性能。

1) 混沌序列初始化

SMA 算法采用随机数法在搜索空间内生成初始种群,容易出现黏菌个体分布不均匀的现象,对算法最终收敛精度有一定的影响^[15]。混沌是在非线性系统中发现

的一种确定性的、随机的、非周期的方法^[16]。可以利用混沌的特性,将变量映射到混沌空间的取值区间内,将得到的解转换到优化变量空间。Singer 混沌映射数学表达式简单,具有随机性和遍历性^[17],因此本文采用 Singer 混沌映射来生成初始种群,使其分布更加均匀,从而提高算法的收敛速度,Singer 混沌映射的定义如式(6)所示:

$$X_{k+1} = \eta(7.86X_k - 23.31X_k^2 + 28.75X_k^3 - 13.302875X_k^4) \quad (6)$$

其中, η 满足在(0.9, 1.08)中发生混沌,本文取 $\eta = 1.069$ 。从图 1 可以看出,Singer 映射生成的初始种群更均匀,增强了种群多样性,能有效提高算法的收敛速度和寻优精度。

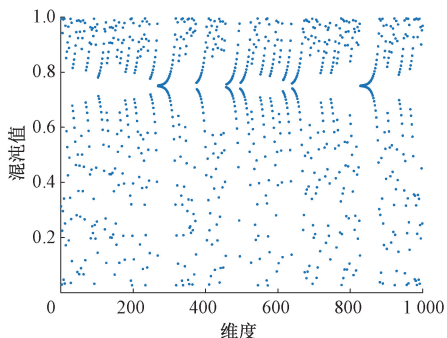


图 1 Singer 映射的随机性与维度的关系

Fig. 1 Relationship between randomness and dimension of Singer mapping

2) 逐维小孔成像反向学习

与大部分群智能算法相同,SMA 在搜索后期容易陷入局部最优。针对此类问题,有学者提出了反向学习的方法,其研究表明相比当前解,反向解逼近最优解的概率要高出二分之一^[18],该方法可以有效提高种群的多样性,加强算法在搜索后期跳出局部最优的能力。

文献[19]提出了逐维小孔成像反向学习策略,对可行解逐维求反向解,降低了各个维度间的相互干扰。受此启发,本文将逐维小孔成像反向学习策略引入 SMA。小孔成像原理示意如图 2 所示。

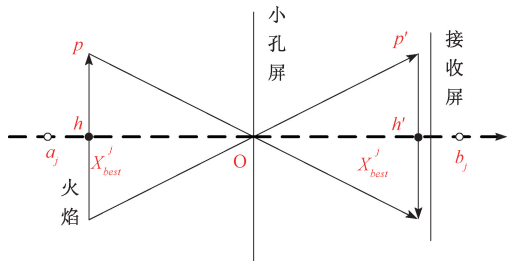


图 2 小孔成像反向学习示意

Fig. 2 Schematic diagram of reverse learning of keyhole imaging

假设火焰 p 的高度是 h ,在 X 轴上的投影是 X_{best}^j , a_j 和 b_j 是 X 轴的上下限,在基点 o 处放置一个小孔屏,火焰会透过小孔,在接收屏上产生一个高度为 h' 的倒像 p' ,此时在 X 轴生成一个反向点 $X_{best}^{j'}$ (第 j 维的反向解)。由小孔成像的原理可以得出:

$$\frac{(a_j + b_j)/2 - X_{best}^j}{X_{best}^{j'} - (a_j + b_j)/2} = \frac{h}{h'} \quad (7)$$

令 $h/h' = n$,通过变换得到 $X_{best}^{j'}$,表达式为:

$$X_{best}^{j'} = \frac{(a_j + b_j)}{2} + \frac{(a_j + b_j)}{2n} - \frac{X_{best}^j}{n} \quad (8)$$

在本文中 a_j 和 b_j 表示搜索空间的上下界,其中 a_j 的值为 0, b_j 的值为目标点数量的 10 倍。ISMA 每迭代一次,都要利用式(8)计算得到反向解,并与其他维度的值组成新的解,有效扩大了算法的搜索范围,使算法更靠近最优解,从而跳出局部最优区域。

ISMA 可以用伪代码表述其执行流程,如算法 1 所示。

算法 1 改进的黏菌算法伪代码执行步骤:ISMA

```

设置算法种群规模  $N$ , 最大迭代次数  $t_{max}$ 
利用 Singer 混沌映射初始化黏菌  $X_i$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ), 设置  $t=0$ 
While ( $t < t_{max}$ )
    利用适应度函数计算每个黏菌个体的  $X_i$  的适应度
    更新当前最优解  $X_b$  及其适应度值
    根据公式更新为黏菌的质量系数  $W$ 
    For 每个黏菌个体  $X_i$ 
        根据式(2)和(3)更新参数  $V_b, V_c$  和  $p$ 
        根据式(1)更新黏菌位置
        利用逐维小孔成像反向学习策略式(8)更新当前最优解, 计算更新前后的适应度值, 保留其中最优个体
    End For
     $t=t+1$ 
End While
算法结束, 输出全局最优解及适应度值

```

3) ISMA 测试

为充分验证本文提出的 ISMA 的性能,选取 5 个基准函数对 SMA 和 ISMA 进行 30 次对比试验。基准函数的名称、维度、变量范围和理论值如表 1 所示,其中, Sphere、Schwefel 2.22 和 Schwefel 2.21 是单峰测试函数,用于评估算法的收敛速度和精度;Ratrigin 和 Ackley 是多峰测试函数,用于评估算法规避局部最优,寻找全局最优的能力。

表 1 基准测试函数

Table 1 Benchmark function

函数名称	维度	变量范围	理论值
Sphere	30	$[-100,100]$	0
Schwefel 2.22	30	$[-10,10]$	0
Schwefel 2.21	30	$[-100,100]$	0
Rastrigin	30	$[-5.12,5.12]$	0
Ackley	30	$[-32,32]$	0

本文实验环境为 Window11 系统,16 G 运行内存,i7-11800H 处理器,MATLAB R2022a 编程语言;设置种群数量为 30,最大迭代次数为 500。为减少随机因素的影响,对 5 个基准函数独立运行 30 次,记录求得最优函数值的

平均值和标准差,测试结果如表 2、图 3 所示。

表 2 基准函数结果对比

Table 2 Comparison results of Benchmark functions			
函数名称	评价指标	SMA	ISMA
Sphere	平均值	0	0
	标准差	0	0
Schwefel 2.22	平均值	3.96×10^{-154}	0
	标准差	2.09×10^{-153}	0
Schwefel 2.21	平均值	2.38×10^{-150}	0
	标准差	1.30×10^{-149}	0
Rastrigin	平均值	0	0
	标准差	0	0
Ackley	平均值	4.44×10^{-16}	4.44×10^{-16}
	标准差	2.01×10^{-31}	2.01×10^{-31}

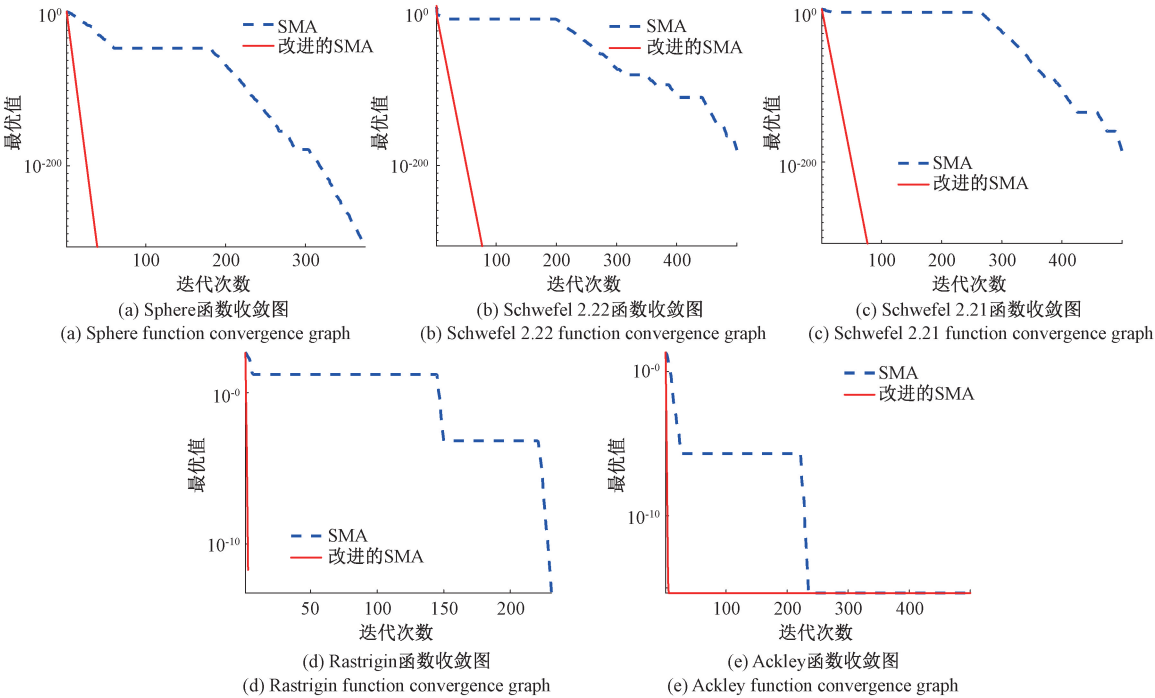


图 3 两种算法对基准函数的收敛曲线

Fig. 3 Convergence curves of the two algorithms to the reference function

由表 2 和图 3 可以看出,对于测试函数 Sphere、Rastrigin 和 Ackley,虽然最优函数值的平均值和标准差都接近理论值,但 ISMA 收敛速度比 SMA 更快,且 SMA 容易陷入局部最优。在测试函数 Schwefe 2.22 和 Schwefel 2.21 的表现上,ISMA 最优函数值的平均值和标准差不仅均优于 SMA,而且有着更快的收敛速度。综上所述,相比于 SMA,ISMA 收敛更快,精度更高,不易陷入局部最优,有着更高的可行性和有效性。

2 构建三角网格地图

传统的栅格地图在低维空间构建较容易,越小的栅

格描述对不规则障碍物越精准,但环境信息会占据大量的存储空间,规划路径的速度也会降低。与矩形栅格相比,三角网格对地图和障碍物的形状有着更好的适应性。Liu 等^[20]提出了 TMM 方法,该方法采用三角网格对地图进行剖分,很好地求解了地图中机器人的路径规划问题,故本文选用三角网格地图建立环境模型。

2.1 三角剖分地图建模

三角网格地图采用单元连接矩阵 C 和节点矩阵 N 来表示,假设剖分后的地图里有 k 个单元和 m 个节点,第 i 个节点 P_i 的坐标为 (a_{1i}, b_{2i}, c_{3i}) ,则节点矩阵表示为:

$$N = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \cdots & a_{1m} \\ b_{21} & b_{22} \cdots & b_{2m} \\ c_{31} & c_{32} \cdots & c_{3m} \end{pmatrix}$$

(9)

单元连接矩阵表示为:

$$C = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \cdots & p_{1k} \\ p_{21} & p_{22} \cdots & p_{2k} \\ p_{31} & p_{32} \cdots & p_{3k} \end{pmatrix}$$

(10)

其中, P_{ij} 表示第 j 个单元的第 i 个节点编号。连接矩阵还表示单元中节点的连接关系, 即 P_{1j} 与 P_{2j} 相连, P_{2j} 与 P_{3j} 相连, P_{3j} 与 P_{1j} 相连。

基于三角网格算法建立该环境模型的有向赋权图, 要对各个单元进行组装, 将各个单元矩阵元素按照关联的节点编号放置到整体节点关联矩阵之中。由单元连接矩阵可以建立节点关联矩阵 T 与 S :

$$T = [t_1 \ t_2 \ \cdots \ t_n]$$

(11)

$$S = [s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_n]$$

(12)

节点关联矩阵 T 与 S 中的元素均是网格节点编号, T 中的第 i 个元素 t_i 与 S 中的第 i 个元素 s_i 相互关联, 表示这两个节点相互连接。用距离矩阵 D 表示表示关联矩阵 T 和 S 的距离:

$$D = [d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_n]$$

(13)

2.2 三角网格大小的确立

三角网格的最大边长 M 需要预先手动设置, 因此需要对不同大小的 M 进行测试, 以确定 M 的最佳值。 M 的取值需要小于两个障碍物之间最短距离的 $1/4$, 以确定规划的路径可以在任何障碍物之间通过。地图的大小是 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$, 设立 14 个目标点, 使用 ISMA 在 M 值大小不同的地图上生成一条遍历所有目标点并最终回到初始位置的路径, 每张地图独立运行 10 次实验, 结果如图 4 所示, 具体数值如表 3 所示。

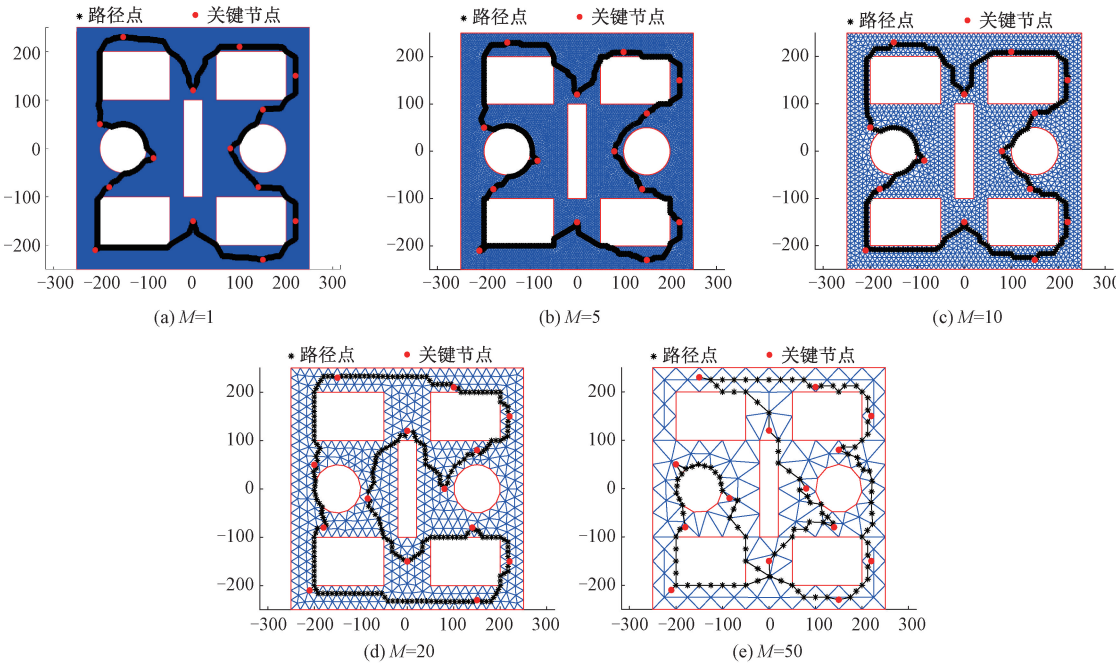


图 4 规划的路径结果对比

Fig. 4 Comparison of the planned path results

表 3 不同 M 下对比结果

Table 3 Comparison results of different M

M/m	时间/s	长度/m
1	17.924	2 026.862
5	3.40	2 030.165
10	2.839	2 003.028
20	2.843	2 122.330
50	2.769	2 322.294

由图 4 和表 3 可知, 当 M 越小, 计算的时间就越长; $M=10\text{ m}$ 时, 规划的路径长度最短; 当 $M>10\text{ m}$ 时, 时间缩

短幅度不大, 但路径长度大幅增加, 且圆形障碍物的表示不精准, 算法容易陷入局部最优。综上所述, 选取边长为 10 m 的三角网格建立环境地图。

3 基于 ISMA 的路径规划

为验证 ISMA 在三角网格地图中的有效性, 本文利用 MATLAB R2022a 进行 3 组仿真对比试验。使用 B 样条函数对 ISMA 规划的路径进行曲线拟合, 提高路径的平滑度, B 样条函数基本公式如下:

$$Q(u)=\sum_{k=0}^vG_kH_{i,w}(u)$$

(14)

其中, G_k 是控制顶点, $H_{i,w}(u)$ 是最高阶数是 v 的 B 样条在节点 u 上的基函数。

考虑到移动机器人复杂的工作环境, 构建 3 个尺寸一致的三角网格地图场景。地图的大小是 $500\text{ m}\times$

500 m , 白色部分表示不可通行区域, 每个场景地图设立多个要遍历的目标点, 使用 ISMA、SMA、鲸鱼算法 (whale optimization algorithm, WOA) 和狮群优化算法 (loin swarm optimization, LSO) 在每个场景地图上各生成一条遍历所有目标点并最终回到初始位置的路径, 其仿真结果如图 5~7 所示。

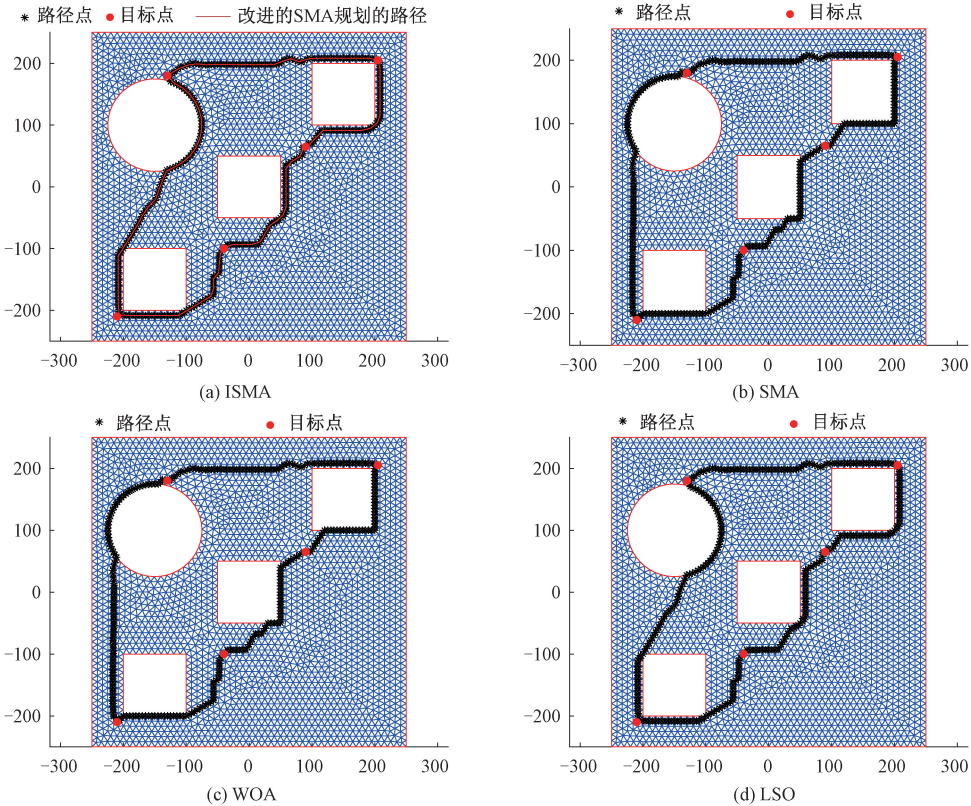


图5 场景1仿真结果
Fig.5 Scenario 1 simulation results

3 个地图场景复杂程度逐渐增加, 关键节点也逐渐增多, 具有一定的代表性。针对每个地图场景, 利用本文所提的算法各进行 10 次仿真实验, 取其平均值作为算法性能指标, 种群数量和迭代次数都为 500, 结果如表 4 所示。使用 SMA+ Singer 映射、SMA+小孔成像反向学习、SMA+B 样条函数 3 种路径规划算法分别在场景 3 中各进行 10 次仿真实验得到计算时间, 并取其平均值, 实验结果如表 5 所示。

从表 4 和图 5~7 中可以看出, 在 3 个不同的场景地图中, 4 种路径规划算法都能规划出路径, 但路径长度和计算时间存在一定差异。相比于其他 3 种算法, 由于增加了 Singer 映射、小孔成像反向学习策略和 B 样条函数, ISMA 的计算量大量增加, 但实际效率并没有相差太多, 由表 5 得知, SMA+ Singer 映射、SMA+小孔成像反向学习、SMA+B 样条函数 3 种路径规划算法相较于 SMA 算法, 计算时间分别平均增加了 0.048、0.632、0.034 s, 时

表4 不同规划路径方法的路径长度、计算时间
Table 4 Path length and computation time for different planning path methods

场景	路径规划算法	路径长度/m	计算时间/s
场景 1	ISMA	1 284.306	2.244
	SMA	1 361.972	1.695
	WOA	1 366.403	1.506
	LSO	1 322.094	0.595
场景 2	ISMA	1 219.905	2.540
	SMA	1 292.906	1.929
	WOA	1 284.580	1.750
	LSO	1 294.987	0.773
场景 3	ISMA	1 889.185	2.921
	SMA	2 016.426	2.288
	WOA	2 325.561	2.290
	LSO	2 353.980	1.128

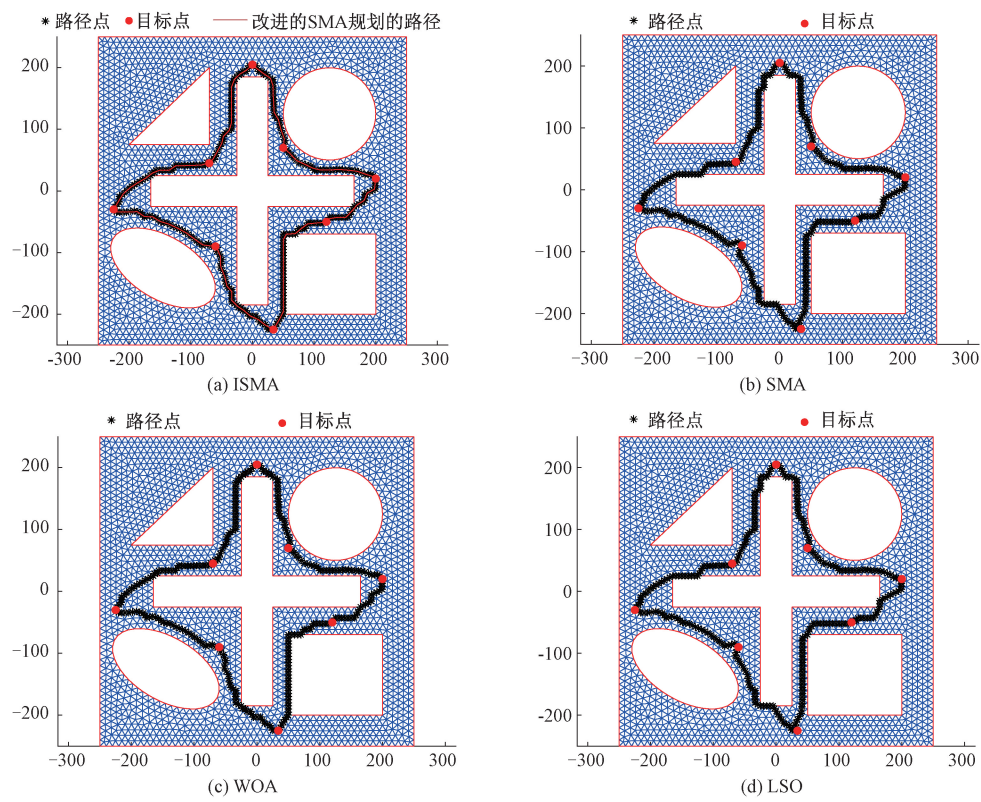


图 6 场景 2 仿真结果
Fig. 6 Scenario 2 simulation result

表 5 3 种路径规划方法的计算时间

Table 5 Computation time of the 3 path planning methods

路径规划算法	计算时间/s
SMA+ Singer 映射	2. 276
SMA+反向学习	2. 851
SMA+B 样条	2. 262

间分布比例为 0. 067 : 0. 885 : 0. 04。同时, ISMA 生成的路径长度在各个场景地图中都是最短的, 并且场景地图越复杂, 要遍历的目标点越多, 这一优势就越明显。例如在场景 3 中, 与 SMA、WOA 和 LSO 相比, ISMA 规划的路径长度依次减少了 6. 31%、18. 76% 和 19. 74%, 且其他 3 种算法都容易陷入局部最优, 规划出来的路径并非理想的曲线。综上可知, ISMA 方法规划的路径最短, 路径平滑度更好, 不易陷入局部最优, 搜索全局最优的能力更强, 证明了基于 ISMA 的多点遍历路径规划方法的有效性。

4 结 论

针对移动机器人在遍历多目标点的作业中规划的路径较长且不平滑等问题, 本文提出一种基于改进的 SMA 的多点遍历路径规划方法。首先, 利用 Singer 映射和小

孔成像反向学习策略改进 SMA, 提高算法的收敛速度和寻优精度, 加强算法在搜索后期跳出局部最优的能力; 其次进行三角剖分地图建模, 确定三角网格大小的最佳值; 最后构建三角网格地图, 使用 ISMA 规划路径, 并采用 B 样条函数进行曲线拟合, 提高路径平滑度。在仿真实验中, 较短的路径长度和规划时间说明了该方法的有效性。未来的研究内容是将本文提出的新方法应用到动态环境下移动机器人的路径规划。

参考文献

[1] 蒲兴成, 李俊杰, 吴慧超, 等. 基于改进粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划[J]. 智能系统学报, 2017, 12(3): 301-309.
PU X CH, LI J J, WU H CH, et al. Multi-objective point path planning for mobile robot based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3): 301-309.
[2] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 10-18.
YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robot path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and

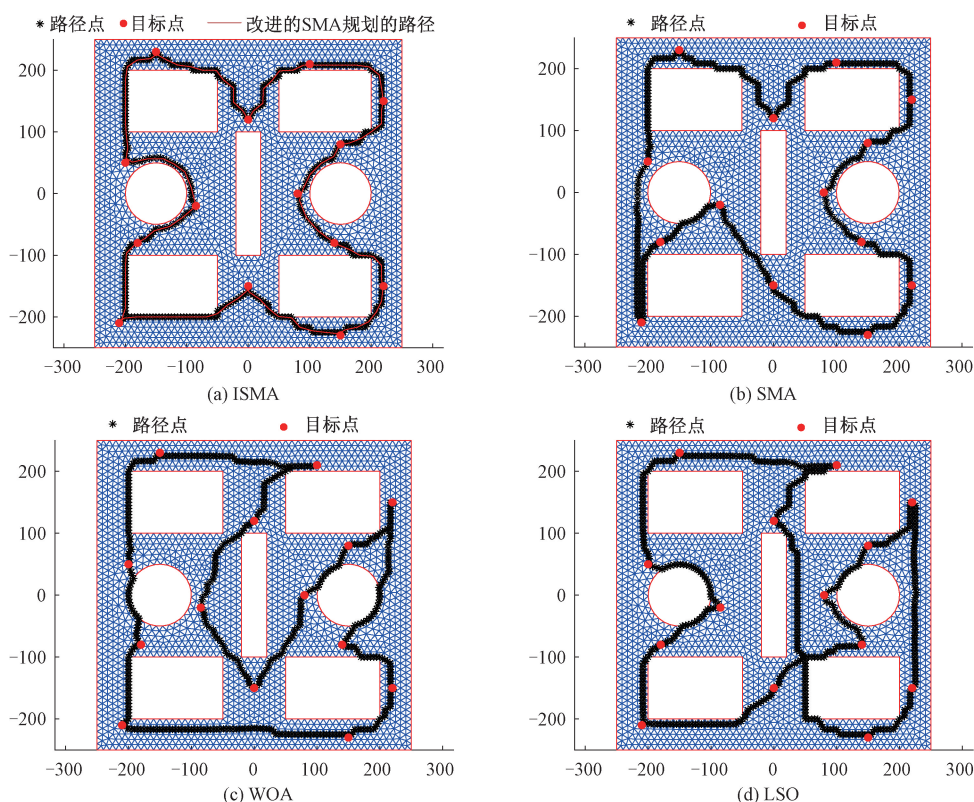


图7 场景3 仿真结果

Fig. 7 Scenario 7 simulation result

Instrumentation, 2021, 35(9): 10-18.

- [3] 赵晓, 王铮, 黄程侃, 等. 基于改进 A* 算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2018, 40(6): 903-910.

ZHAO X, WANG ZH, HUANG CH K, et al. Path planning of mobile robot based on improved A* algorithm[J]. Robot, 2018, 40(6): 903-910.

- [4] FDA B, ABA B, MKA B, et al. Path planning with modified a star algorithm for a mobile robot-science direct [J]. Procedia Engineering, 2014, 96: 59-69.

- [5] CHANG L, SHAN L, JIANG C, et al. Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment [J]. Autonomous Robots, 2021, 45(1): 51-76.

- [6] MASHAYEKHI R, IDRIS M Y I, ANISI M H, et al. Informed RRT*-connect: An asymptotically optimal single-query path planning method[J]. IEEE Access, 2020, 8: 19842-19852.

- [7] 徐力, 刘云华, 王启富. 自适应遗传算法在机器人路径规划的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18): 36-41.

XU L, LIU Y H, WANG Q F. Application of adaptive genetic algorithm in robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(18): 36-41.

- [8] 蔡雨岑, 杜鹏桢. 基于平衡鲸鱼优化算法的无人车路径规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2647-2655.

CAI Y C, DU P ZH. Path planning based on balance whale optimization algorithm of unmanned vehicle [J]. Control and Decision, 2021, 36(11): 2647-2655.

- [9] 胡致远, 王征, 杨洋, 等. 基于人工鱼群-蚁群算法的UUV三维全局路径规划[J]. 兵工学报, 2022, 43(7): 1676-1684.

HU ZH Y, WANG ZH, YANG Y, et al. UUV 3D global path planning based on artificial fish shoal-ant colony algorithm [J]. Acta Armamentarii Sinica, 2022, 43(7): 1676-1684.

- [10] LUO Q, WANG H, ZHENG Y, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(6): 1555-1566.

- [11] AJEIL F H, IBRAHEEM I K, SAHIB M A, et al. Multi-objective path planning of an autonomous mobile robot using hybrid PSO-MFB optimization algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2020, 89: 106076.

- [12] LI S, CHEN H, WANG M, et al. Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization[J]. Future Generation Computer Systems, 2020, 111:

- 300-323.
- [13] GÜRSER D, BUREERAT S, SALT S M, et al. Comparison of the arithmetic optimization algorithm, the slime mold optimization algorithm, the marine predators algorithm, the salp swarm algorithm for real-world engineering applications [J]. Materials Testing, 2021, 63(5): 448-452.
- [14] 邱仲睿, 苗虹, 曾成碧. 多策略融合的改进黏菌算法[J]. 计算机应用, 2023, 43(3): 812-819.
QIU ZH R, MIAO H, ZENG CH B. An improved algorithm of slime molds multi-strategy fusion [J]. Computer Application, 2023, 43(3): 812-819.
- [15] 朱文昌, 李振璧, 姜媛媛. 联合 VMD 与 ISSA-ELM 的电力电子电路软故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 223-233.
ZHU W CH, LI ZH B, JIANG Y Y. Combined VMD and ISSA-ELM for soft fault diagnosis of power electronic circuits [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 223-233.
- [16] 肖亚宁, 孙雪, 李三平, 等. 基于混沌精英黏菌算法的无刷直流电机转速控制[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(28): 12130-12138.
XIAO Y N, SUN X, LI S P, et al. Speed control of brushless DC motor based on chaotic elite slime mold algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(28): 12130-12138.
- [17] 李鹏, 丁倩雯. 基于麻雀算法优化的 OSTU 分割算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(19): 148-154.
LI P, DING Q W. Optimization of OSTU segmentation algorithm based on sparrow algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(19): 148-154.
- [18] PARK S Y, LEE J J. Stochastic opposition-based learning using a beta distribution in differential evolution [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 46(10): 2184-2194.
- [19] 张达敏, 徐航, 王依柔, 等. 嵌入 Circle 映射和逐维小孔

成像反向学习的鲸鱼优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1173-1180.

ZHANG D M, XU H, WANG Y R, et al. Whale optimization algorithm based on Circle mapping and inverse learning of dimensional keyhole imaging [J]. Control and Decision, 2021, 4(5): 1173-1180.

- [20] LIU Y, JIANG Y. Robotic path planning based on a triangular mesh map [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2020, 18(10): 2658-2666.

作者简介



姜媛媛, 2018 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为移动机器人路径规划。
E-mail: jyy11672@163.com

Jiang Yuanyuan received her Ph. D. from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. Now she is a professor at Anhui University of Science and Technology. Her main research interest includes mobile robot path planning.



李林, 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划。
E-mail: m18712167680@163.com

Li Lin is a M. Sc. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research interest includes mobile robot path planning.



朱文昌, 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为电力电子系统故障诊断。
E-mail: 836008524@qq.com

Zhu Wenchang is a M. Sc. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include power electronic circuit fault diagnosis and prediction.