

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416825

# 改进减法平均优化算法的移动机器人路径规划<sup>\*</sup>

张柄棋 刘云平 王爽 程勇

(南京信息工程大学 南京 210044)

**摘要:**传统路径规划算法存在效率低、易陷入局部最优解、收敛精度低等问题,减法平均优化算法相比其他算法参数少、原理更简单,但其在搜索过程中会忽略最优值的影响,导致算法陷入局部最优解。针对此问题,本文提出一种融合多策略改进的减法平均优化算法用于路径规划。首先采用 Tent 混沌映射初始化搜索代理种群,保证种群多样性;引入自适应引导机制,使算法能够随着迭代次数来自适应地选择更优的更新方式;在搜索代理更新方式中融合正余弦算法的种群更新策略,利用正余弦算法良好的波动振荡性,平衡算法的全局和局部搜索,更好的保证算法的收敛精度。最后选用 7 个基准测试函数并设置不同的栅格地图环境,对提出的算法进行仿真与测试。结果表明本文提出的算法具有更好的收敛精度和速度,且路径规划的性能指标更优、规划效果更好。

**关键词:**路径规划;减法平均优化算法;正余弦算法;自适应

中图分类号: TP301.6; TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.99

## Improved subtraction-average-based optimizer algorithm for mobile robot path planning

Zhang Bingqi Liu Yunping Wang Shuang Cheng Yong

(Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** Traditional path planning algorithms have problems such as low efficiency, easy to fall into local optimal solutions, low convergence accuracy, etc. The subtractive average optimization algorithm has fewer parameters and simpler principles than other algorithms, but it ignores the influence of optimal values during the search process, which causes the algorithm to fall into local optimal solutions. Aiming at this problem, this paper proposes a subtractive average optimization algorithm incorporating multi-strategy improvement for path planning. First of all, Tent chaotic mapping is used to initialize the search agent population to ensure the diversity of the population; an adaptive guidance mechanism is introduced to enable the algorithm to adaptively choose a better update method with the number of iterations; the population update strategy of the sine-cosine algorithm is integrated into the update method of the search agent, and the good fluctuating and oscillating nature of the sine-cosine algorithm is utilized to balance the global and local searches of the algorithm and to better ensure the algorithm's convergence accuracy. Finally, the proposed algorithm is simulated and tested by choosing seven benchmark test functions and setting different raster map environments. The results show that the proposed algorithm has better convergence accuracy and speed, and the performance index of path planning is better and the planning effect is better.

**Keywords:** path planning; subtractive averaging optimization algorithm; sine cosine algorithm; adaptive

## 0 引言

随着社会的发展,科技产品的迭代速度也在不断加快,许多行业企业对无人化的需求越来越高,移动机器人因自身的灵活性和机动性在各行各业得到广泛应用。而对于无

人机、无人车等移动机器人,路径规划是自主移动机器人完成任务所最重要的技术之一,也是自主移动机器人工程应用的主要挑战。路径规划指的是移动机器人在环境中运动时不与障碍物碰撞,并且能够从起点到达指定地点。目前,针对移动机器人路径规划问题,国内外学者已经做了

收稿日期:2024-09-06

\* 基金项目:空间智能控制技术重点实验室稳定支持基金(HTKJ2023KL502020)、江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2023-19)、江苏省农业科技自主创新资金(CX(23)3143)项目资助

大量的研究工作,移动机器人路径规划方法包括 A\*<sup>[1]</sup>、快速探索随机树(RRT)<sup>[2]</sup>等图搜索算法,人工势场法<sup>[3]</sup>,粒子群算法(PSO)<sup>[4]</sup>、灰狼算法(GWO)<sup>[5]</sup>等元启发式算法,以及新兴的强化学习算法也可用于路径规划。文献[6]提出一种基于双向机制的改进 A\* 算法,生成平滑路径应用在无人机路径规划上,通过仿真验证了其有效性。文献[7]在遗传算法基础上进行改进,设计了一种帧间关联平稳路径规划算法,用于移动机器人路径规划并验证了其有效性。文献[8]提出一种粒子群和灰狼复合算法用于无人机路径规划问题,并增加随机策略提升算法多样性,结果表明其性能优于原算法;文献[9]提出多种改进的麻雀优化算法,在无人机路径规划问题中可以得到有效的飞行路径;文献[10]通过引入自适应分数阶速度,对种群施加一定的扰动,结合贝塞尔曲线用于移动机器人路径规划;文献[11]将人工蜂群和萤火虫算法优势结合,设计了种群更新方式,对机器人路径规划问题有好的适用性。上述算法都能够用于移动机器人路径规划的问题,性能均有提升,但也存在着易陷入局部最优、收敛速度慢、精度低等问题。减法平均优化算法是新提出的智能优化算法,相比其他元启发式算法,有着参数少、原理简单等优势。

减法平均优化算法(subtraction-average-based optimizer,SABO)<sup>[12]</sup>是一种基于数学启发新提出的智能优化算法,其思想原理是:利用个体的减法平均值来更新群体成员在搜索空间中的位置。其在电力谐波预测、故障诊断等方面已有应用。文献[13]中采用了改进的减法平均优化算法与 BP 神经网络结合用于电网谐波预测,缓解谐波数据匮乏的问题。文献[14]中采用改进的减法平均优化算法与记忆网络相结合,应用于刀具磨损状态预测,提高了预测精度。文献[15]基于减法平均优化算法优化变分模态联合小波阈值去噪与支持向量机结合用于故障诊断,故障识别率得到明显提高。文献[13]在对减法平均优化算法进行改进时采用了阈值判断的思想,但此阈值设置难度较大,过大会导致算法过早收敛,过小会使算法无法解决最优解问题。文献[14]在改进时采用了随机数结合阈值的思想,增加算法的随机性,但若阈值不适应迭代的影响,会影响算法的收敛速度。

减法平均优化算法的思想和特点降低了每一代搜索代理最优值对位置更新的影响,这会导致算法出现全局搜索和局部搜索不平衡的现象,使算法陷入局部最优解,在解决移动机器人路径规划问题上,会导致路径的代价过高、路径紊乱等问题。相比以上文献的改进方法,本文在减法平均优化算法的基础上,提出一种自适应引导机制,并融合正余弦算法(SCA)<sup>[16]</sup>的种群更新策略,设计新的搜索代理更新方式,使算法随迭代次数动态地选择更优的搜索代理更新方式,从而弥补 SABO 的不足,并将改进后的算法应用于移动机器人路径规划。

## 1 减法平均优化算法原理

本减法平均优化算法(subtraction-average-based optimizer,SABO)是一种新提出的源于数学概念的智能优化算法,其基本灵感是使用搜索代理的减法平均值即“-v”方法来更新种群成员在搜索空间中的位置。SABO 算法的具体工作过程如下:

首先进行算法初始化,算法在解空间中随机初始化搜索代理的位置,从数学角度来看,初始化搜索代理的位置和搜索空间的界限分别以式(1)和(2)表示如下:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,d} & \cdots & x_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,d} & \cdots & x_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,d} & \cdots & x_{N,m} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$x_{i,d} = lb_d + r_{i,d} \cdot (ub_d - lb_d), i = 1, \dots, N, d = 1, \dots, m \quad (2)$$

其中,  $x_i$  是第  $i$  个体,  $d$  为其在搜索空间中的维数,  $m$  是搜索空间的总维数,  $N$  是搜索代理的总数,  $r$  是  $0 \sim 1$  之间的随机数,  $ub$  和  $lb$  分别为每一维搜索空间的上下界限。

每个搜索代理对目标函数的求值表示为向量  $\mathbf{F}$ ,向量  $\mathbf{F}$  的元素个数等于搜索代理的成员个数,具体表示为:

$$\vec{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F(X_1) \\ \vdots \\ F(X_i) \\ \vdots \\ F(X_N) \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (3)$$

其中,  $F_i$  表示第  $i$  个搜索代理的对目标函数值的求值。

在搜索代理的位置更新方式中,SABO 算法提出新的“-v”方法,使得每个搜索代理的位置更新依托于当次迭代的其他代理的位置,具体公式定义如下:

$$A - vB = sign(F(A) - F(B))(A - \vec{v} * B) \quad (4)$$

其中,等式右侧表示具体计算方法,  $sign$  表示 signum 函数,\* 表示向量的哈达玛积,  $F_a$  和  $F_b$  分别为搜索代理  $A$  与  $B$  对目标函数的求值。

更进一步的,在“-v”方法的基础上,对搜索代理  $X_i$  的位置更新公式定义为:

$$X_i^{new} = X_i + \vec{r}_i * \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_j - vX_j), i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中,  $X_i^{new}$  是第  $i$  个搜索代理  $X_i$  的新位置,  $X_j$  为当代其他搜索代理的位置,  $N$  为搜索代理总数,  $r_i$  是维数为的向量,其中各分量服从区间  $[0,1]$  的正态分布。位置更新的条件公式为:

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new}, & F_i^{new} < F_i \\ X_i, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $F_i$  和  $F_i^{new}$  分别为搜索代理  $X_i$  和  $X_i^{new}$  对目标函数的求值。

## 2 改进的减法平均优化算法

### 2.1 Tent 混沌映射初始化策略

根据式(2), SABO 算法在初始搜索代理时,采用的方式为在搜索空间的上下界之间随机进行初始化。这种方式无法保证搜索代理的多样性,从而会影响算法后续的寻优效果。

混沌是一种复杂的非线性系统的动态行为,数学定义为简单的确定性系统产生的随机性。混沌映射可以利用其良好的随机性、遍历性等特性来提高并维持种群的多样性。Tent 混沌映射是目前常用的混沌映射函数之一,根据文献[17]的研究,Tent 混沌映射具有均匀的概率密度、功率谱密度以及理想的相关特性,且其相比于其他混沌映射方式,计算效率高。所以本文采用 Tent 混沌映射方式进行算法的初始化,其具体函数表达式如下:

$$x_{t+1} = \begin{cases} 2x_t, & 0 \leq x_t < \frac{1}{2} \\ 2(1-x_t), & u \leq x_t \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

### 2.2 融合正余弦种群更新策略

SABO 算法的搜索过程中,考虑了当代所有搜索代理对种群更新的影响,有利于算法进行更好的全局搜索。但智能优化算法的寻优过程是全局搜索和局部搜索的结合,二者进行有效平衡,才能更好的保证种群的多样和收敛的精度。为弥补 SABO 算法不足,本节将正余弦算法(SCA)的思想和策略引入 SABO 算法的种群更新方式中,二者相融合,更好的平衡算法的搜索过程。

正余弦算法(SCA)是一种基于数学概念和性质提出的优化算法,在其算法迭代寻优过程中,随机选择正弦和余弦函数来更新位置信息。此特性使算法有很好的波动振荡性,能够充分搜索当前个体解的邻域。其具体的位置更新公式如下:

$$X_{i+1} = \begin{cases} x_i + r_1 \sin(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 < 0.5 \\ x_i + r_1 \cos(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $x_i$  表示此次迭代第  $i$  个体的位置,  $x_{best}$  表示此次迭代的种群最佳位置,  $r_2$  是区间  $(0, 2\pi)$  之间的随机数,  $r_3$ 、 $r_4$  为区间  $(0, 1)$  之间的随机数,参数  $r_1$  为步长参数,其定义如下:

$$r_1 = 1 - \frac{t}{T} \quad (9)$$

其中,  $t$  与  $T$  分别表示当前迭代次数与最大迭代次数。

为充分考虑当前迭代种群最优值对位置更新的影响,本节改进的 SCA-SABO 算法对 SCA 算法中当代个体的位

置加入区间  $(0, 1)$  之间的随机扰动系数  $r$ ,同时设置  $r_4$  以 0.3 为分界值,  $r_1$  和  $r_4$  更好地平衡算法的全局探索和局部开发能力。采用正余弦算法策略的搜索代理更新公式如下:

$$X_{i+1} = \begin{cases} rx_i + r_1 \sin(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 < 0.3 \\ rx_i + r_1 \cos(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 \geq 0.3 \end{cases} \quad (10)$$

### 2.3 自适应引导机制

SABO 算法通过比较每一代搜索代理和其下一次迭代新位置对目标函数的求值来判断种群中的每一个搜索代理是否进行位置更新,即如式(6)所示。但这种方式在算法陷入局部最优时,会产生搜索代理更新停滞且算法无法跳出局部最优陷阱的问题。

为解决此问题,本节引入自适应引导机制,设计一个非线性自适应因子。将其与原有的更新判断方式相结合形成“与”关系,使算法能够随着迭代次数来自适应地选择更优的更新方式。迭代次数越多,这一因子将帮助算法更偏向于采用正余弦算法策略的搜索代理更新方式进行更新,从而帮助算法跳出局部最优陷阱,并且不会影响 SABO 算法本身的优势和特点。本节设计的非线性自适应因子采用  $\lg$  函数来表示,具体的数学表达如下:

$$\alpha' = \lg\left(1 + \frac{9t}{T}\right) \quad (11)$$

其中,  $t$  与  $T$  分别表示当前迭代次数与最大迭代次数。随着算法迭代次数的增加,每一代的搜索代理对目标函数进行评估,若评估结果满足条件且自适应因子满足  $\alpha > \alpha'$ ,则采用原更新策略进行更新;若有其中任一条件不满足,则采用 2.2 节所述的搜索代理更新方式进行更新。改进后的 SCA-SABO 算法的搜索代理更新方式数学表达如下:

$$X_i^{new} = \begin{cases} x_i + \vec{r}_i * \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_j - vx_j), F_i^{new} < F_i \& \& \alpha > \alpha' \\ \begin{cases} rx_i + r_1 \sin(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 < 0.3 \\ rx_i + r_1 \cos(r_2) | r_3 x_{best} - x_i |, & r_4 \geq 0.3 \end{cases}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

### 2.4 改进的算法流程

综上所述,改进后的 SCA-SABO 算法流程如图 1 所示。

步骤 1) 初始化算法搜索代理规模、最大迭代次数、当前迭代次数,以及算法中的各常数参数;

步骤 2) Tent 混沌映射初始化搜索代理;

步骤 3) 基于初始搜索代理评估目标函数;

步骤 4) 根据判断条件选择搜索代理的位置更新方式,若评估条件和自适应因子满足条件则采用第一种方式进行更新,否则采用第二种方式进行更新;

步骤 5) 每一代搜索代理都更新完毕且满足迭代次数要求后,保存当前最好的解并输出。

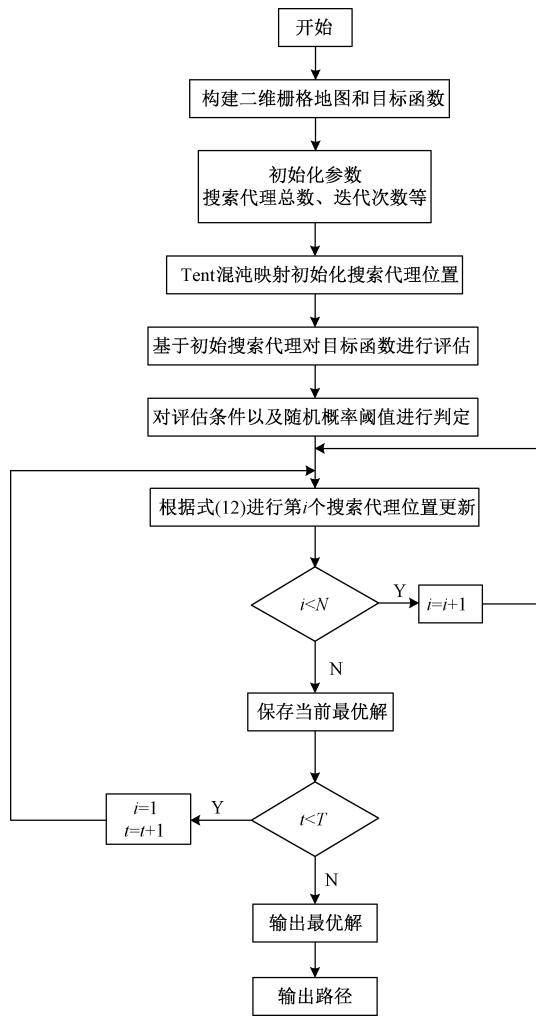


图 1 SCA-SABO 算法流程

### 3 实验仿真及分析

为验证改进算法的有效性和可行性,本文在 MatlabR2021b 平台进行仿真实验,从基准测试函数、栅格环境地图两个方面进行测试及结果分析,并与不同算法进行对比,结果及分析如下。

#### 3.1 基准测试函数测试结果及分析

采用 7 个基准测试函数来对算法的性能进行仿真测试,具体的基准测试函数如表 1 所示,其中前 5 个基准测试函数为单峰优化问题,后两个为多峰优化问题。在仿真测试中,将改进的 SCA-SABO 算法与 SABO 算法、GWO 算法<sup>[5]</sup>、DBO 算法<sup>[18]</sup>、IGWO 算法<sup>[19]</sup>、NGWO 算法<sup>[20]</sup>、ASO 算法<sup>[21]</sup>进行对比,结果如表 2 所示。在参数设置方面,本文将所有算法的种群规模设置为 80,最大迭代次数设置为 500 次,每个算法测试次数为 30 次。

在算法收敛精度和稳定性方面,从表 2 结果中可以看出,本文改进的 SCA-SABO 算法相较于其他算法在收敛精度上均有提升,有较好的寻优能力。具体来看,在  $f_1, f_2, f_3, f_4$  函数中相比 SABO 算法分别提高了 68、17、220、45 个数量级,  $f_6$  函数的寻优值明显好于其他算法,并且改进算法的标准差为所有算法中最小的,在这些测试函数的寻优稳定性方面占据优势;在  $f_5, f_7$  两个基准测试函数的测试结果中,与 SABO、DBO 两个算法数量级为同级,虽没有与其他算法拉开较大差距,但收敛精度和寻优稳定性方面综合表现依然较好;并且在  $f_6, f_7$  两个多峰测试函数的测试结果中,可以看出改进的 SCA-SABO 算法对多峰函数也表现出很好的寻优效果。

在算法收敛速度方面,各算法在不同基准测试函数下

表 1 基准测试函数

Table 1 Benchmark test function

函数	表达式	维数	搜索区间	最优值
$f_1$	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]^D$	0
$f_2$	$f_2 = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n x_i$	30	$[-10, 10]^D$	0
$f_3$	$f_3 = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]^D$	0
$f_4$	$f_4 = \max_i \{  x_i , 1 \leq i \leq n \}$	30	$[-100, 100]^D$	0
$f_5$	$f_5 = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]^D$	0
$f_6$	$f_6 = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[500, 500]^D$	-12 569.5
$f_7$	$f_7 = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	30	$[-32, 32]^D$	0

表 2 各算法测试结果

Table 2 Test results of various algorithms

函数	算法	平均值	标准差
$f_1$	SABO	$3.42 \times 10^{-203}$	0
	DBO	$3.91 \times 10^{-125}$	$2.10 \times 10^{-124}$
	GWO	$2.30 \times 10^{-38}$	$2.89 \times 10^{-38}$
	SCA-SABO	<b><math>1.50 \times 10^{-271}</math></b>	<b>0</b>
	IGWO	$6.56 \times 10^{-42}$	$2.05 \times 10^{-41}$
	NGWO	$5.92 \times 10^{-49}$	—
	ASO	$2.41 \times 10^{-27}$	—
$f_2$	SABO	$8.72 \times 10^{-116}$	$9.87 \times 10^{-116}$
	DBO	$1.22 \times 10^{-67}$	$6.43 \times 10^{-67}$
	GWO	$9.31 \times 10^{-23}$	$7.40 \times 10^{-23}$
	SCA-SABO	<b><math>4.03 \times 10^{-133}</math></b>	<b><math>1.34 \times 10^{-135}</math></b>
	IGWO	$6.27 \times 10^{-21}$	$3.71 \times 10^{-21}$
	NGWO	$4.03 \times 10^{-29}$	—
	ASO	$1.20 \times 10^{-13}$	—
$f_3$	SABO	$1.43 \times 10^{-28}$	$5.62 \times 10^{-28}$
	DBO	$3.64 \times 10^{-35}$	$1.96 \times 10^{-34}$
	GWO	$4.73 \times 10^{-10}$	$2.09 \times 10^{-9}$
	SCA-SABO	<b><math>3.62 \times 10^{-248}</math></b>	<b>0</b>
	IGWO	$1.52 \times 10^{-42}$	$6.81 \times 10^{-42}$
	NGWO	$2.03 \times 10^{-14}$	—
	ASO	$1.20 \times 10^{-13}$	—
$f_4$	SABO	$1.16 \times 10^{-77}$	$1.09 \times 10^{-77}$
	DBO	$1.69 \times 10^{-63}$	$9.10 \times 10^{-63}$
	GWO	$1.04 \times 10^{-9}$	$1.49 \times 10^{-9}$
	SCA-SABO	$3.66 \times 10^{-122}$	$1.97 \times 10^{-121}$
	IGWO	$3.16 \times 10^{-17}$	$1.26 \times 10^{-17}$
	NGWO	$2.97 \times 10^{-14}$	—
	ASO	$4.64 \times 10^{-14}$	—
$f_5$	SABO	$7.18 \times 10^{-5}$	$5.48 \times 10^{-5}$
	DBO	$2.19 \times 10^{-3}$	$1.67 \times 10^{-3}$
	GWO	$7.05 \times 10^{-4}$	$3.09 \times 10^{-4}$
	SCA-SABO	<b><math>3.80 \times 10^{-5}</math></b>	<b><math>4.41 \times 10^{-5}</math></b>
	IGWO	$3.49 \times 10^7$	$7.50 \times 10^{-5}$
	NGWO	$2.34 \times 10^{-4}$	—
	ASO	—	—
$f_6$	SABO	-3194.613	220.199
	DBO	-9170.418	738.089
	GWO	-6286.921	515.680
	SCA-SABO	<b>-12 569.148</b>	<b>0.469</b>
	IGWO	—	—
	NGWO	—	—
	ASO	—	—
$f_7$	SABO	$4.44 \times 10^{-15}$	$3.94 \times 10^{-30}$
	DBO	<b><math>8.88 \times 10^{-16}</math></b>	<b>0</b>
	GWO	$8.9 \times 10^{-14}$	$2.95 \times 10^{-14}$
	SCA-SABO	<b><math>8.88 \times 10^{-16}</math></b>	<b>0</b>
	IGWO	$3.65 \times 10^{-15}$	$1.82 \times 10^{-15}$
	NGWO	$7.99 \times 10^{-15}$	—
	ASO	$4.44 \times 10^{-15}$	—

的寻优收敛过程如图 2 所示。从图 2 可以看出,在 7 个基准测试函数的寻优收敛过程中,各算法在寻优值达到最优时,本文算法的迭代次数为所有函数中最少的,在多峰基准测试函数中这一现象有更好的体现。

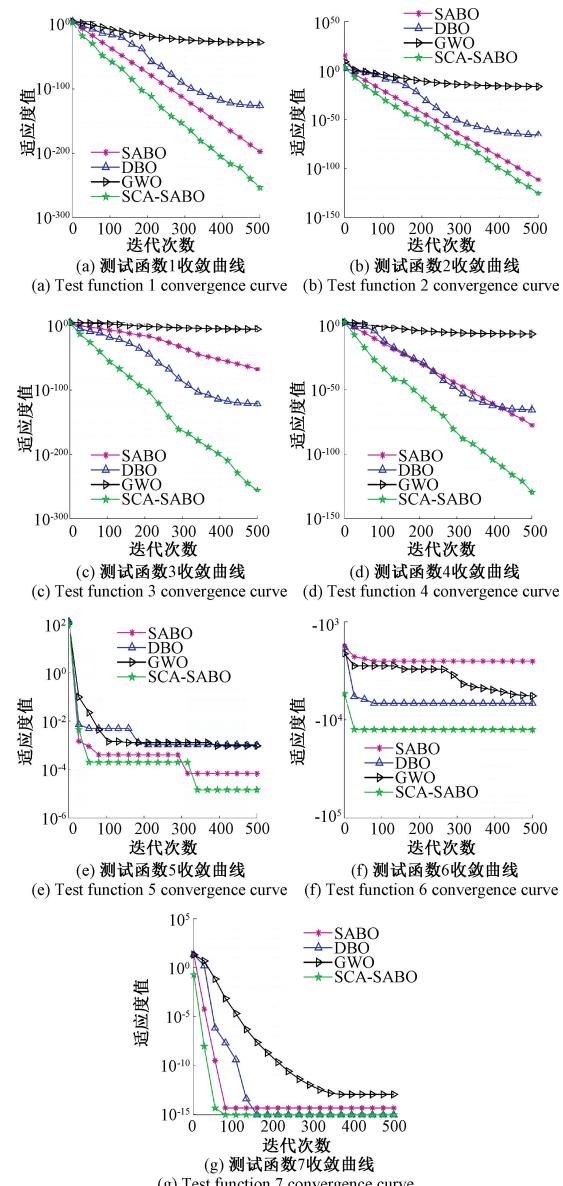


图 2 各算法在基准测试函数的仿真收敛效果

Fig. 2 The simulation convergence effect of various algorithms on benchmark test functions

上述测试结果表明,本文提出的采用自适应引导机制以及融合正余弦算法的种群更新策略改进的 SCA-SABO 算法有效地提高了原算法的收敛精度以及速度,寻优能力较其他算法更好。

### 3.2 路径规划仿真及分析

本文在 MatlabR2021b 平台上构建栅格地图环境,设定黑色栅格为障碍物所占据的区域,空白栅格为移动机器人允许通过区域。并在地图中建立笛卡尔直角坐标系,以

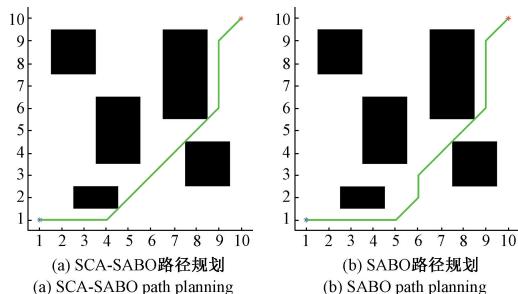
每一个栅格中心点标记坐标,记录该栅格位置  $(x_i, y_i)$ 。

移动机器人在路径规划中,需从一个起点出发,最终到达终点停止,移动路径必须限定在固定图幅边界的栅格区域内,且移动路径节点及节点间的连线禁止穿过障碍物栅格。而在栅格地图中,每一个栅格周围有 8 个运动方向,可以概括为水平、竖直、斜向。本文考虑空间集合约束,将移动机器人的运动简化为点在栅格地图中的运动,在栅格地图中运动时,每次可以向 8 个运动方向中的任意一个移动一格,从起点到终点所经栅格点累积的距离和为路径长度。最终,算法以路径长度为优化目标,结合上述约束条件,本文设定关于路径长度的目标函数如下:

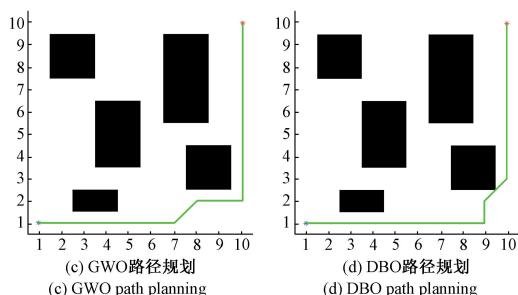
$$f = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{\|P_{i+1} - P_i\|_2^2} \quad (13)$$

其中,  $n$  为规划路径的路径点个数,  $P_i$  表示第  $i$  个路径点,优化目标为目标函数最小值,即求解  $f_{\min}$ 。

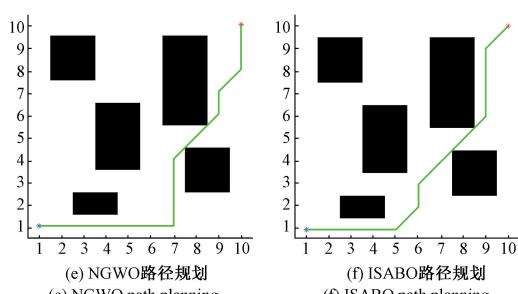
本节将改进的 SCA-SABO 算法与 SABO 算法、GWO 算法<sup>[5]</sup>、DBO 算法<sup>[18]</sup>、文献[13]算法、NGWO<sup>[20]</sup>在不同环境的栅格地图中进行路径规划效果对比,证明本文改进的 SCA-SABO 算法在路径规划应用的有效性。不同算法的仿真结果如图 3~5 所示,图 3~5 分别为各算法在  $10 \times 10$ 、 $20 \times 20$ 、 $30 \times 30$  栅格地图中的路径规划仿真图。



(a) SCA-SABO 路径规划  
(a) SCA-SABO path planning



(c) GWO 路径规划  
(c) GWO path planning



(e) NGWO 路径规划  
(e) NGWO path planning

图 3 各算法  $10 \times 10$  栅格地图路径规划效果

Fig. 3  $10 \times 10$  grid map path planning effect of each algorithm

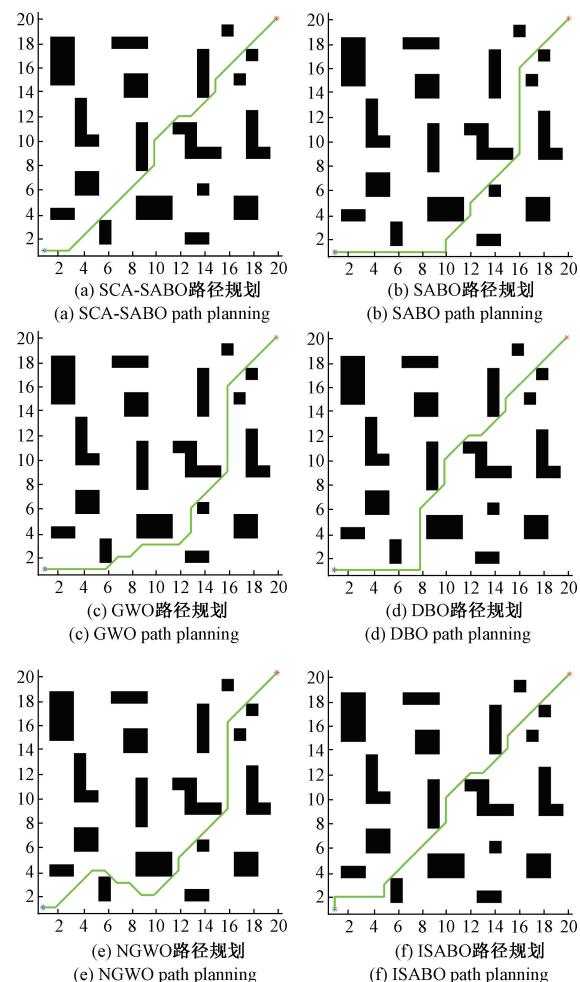
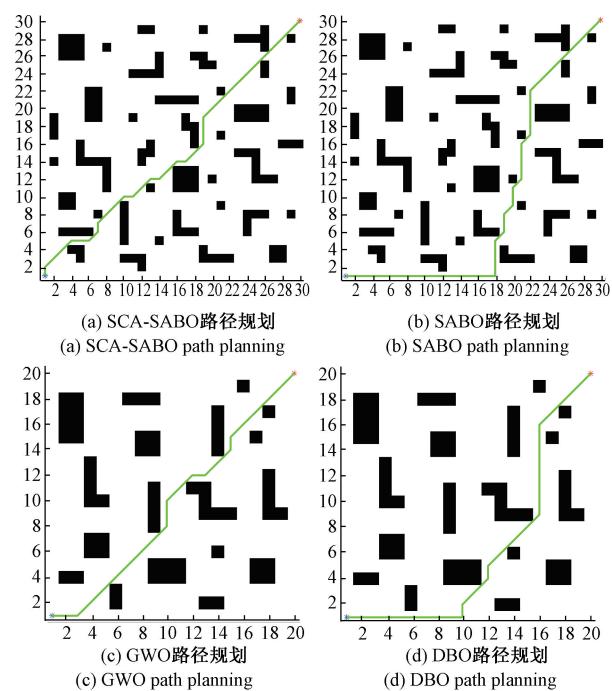


图 4 各算法  $20 \times 20$  栅格地图路径规划效果

Fig. 4  $20 \times 20$  grid map path planning effect of each algorithm



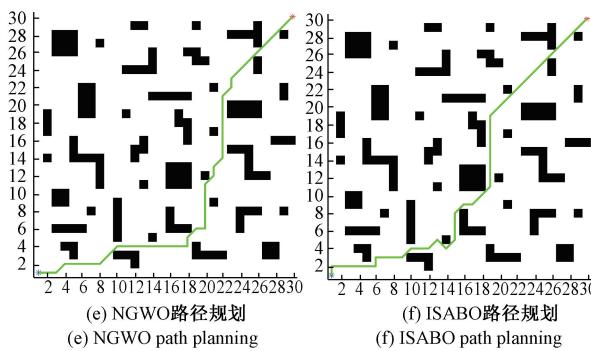


图 5 各算法 30×30 棋格地图路径规划效果

Fig. 5 30×30 grid map path planning effect of each algorithm

表 3 各算法路径规划仿真结果

Table 3 Simulation results of path planning for various algorithms

地图环境	指标	SCA-SABO	SABO	GWO	DBO	NGWO	ISABO
10×10	路径长度	<b>14.485 3</b>	15.141 2	17.414 2	17.414 2	16.242 6	15.141 2
	拐点个数	3	5	3	3	5	3
20×20	路径长度	<b>28.627 4</b>	32.142 1	32.142 1	31.556 3	33.213 2	29.779
	拐点个数	7	6	9	8	11	9
30×30	路径长度	<b>43.941 1</b>	50.970 6	52.041 6	53.556 3	49.799	47.112 7
	拐点个数	13	10	16	4	15	14

相较于 ISABO 算法减少了 3.8%;同时 SCA-SABO 算法路径拐点数量为 7 个、SABO 算法路径拐点数量为 8 个、GWO 算法路径拐点数量为 6 个、DBO 算法和 ISABO 算法路径拐点数量为 9 个、NGWO 算法路径拐点数量为 11 个,结合图 3 所示,在各算法路径拐点数量相差不大的情况下,SCA-SABO 算法的路径长度占据优势。

在 30×30 的棋格地图中,本文改进的 SCA-SABO 算法最优路径代价为 43.941 1,在 4 种算法中为最短路径,相较于 SABO 算法减少了 13.8%,相较于 GWO 算法减少了 15.6%,相较于 DBO 算法减少了 18.0%,相较于 NGWO 算法减少了 11.8%,相较于 ISABO 算法减少了 6.7%;同时 SCA-SABO 算法路径拐点数量为 13 个、SABO 算法路径拐点数量为 10 个、GWO 算法路径拐点数量为 16 个、DBO 算法路径拐点数量为 4 个、NGWO 算法和 ISABO 算法路径拐点数量分别为 15 个和 14 个,但结合图 4 所示,DBO 算法虽然路径拐点个数最少,但路径长度也为最长,综合两个评价指标来看,SCA-SABO 算法相较于其他算法仍占据较大优势。

综上所述,通过 3 种不同地图环境下对各算法进行仿真的结果可以看出,本文改进的 SCA-SABO 算法在综合性能上相比其他几种算法是最优的。

## 4 结 论

本文提出一种多策略融合改进的减法平均优化算法,

由表 3 可以看出,在 10×10 的棋格地图中,本文改进的 SCA-SABO 算法最优路径代价为 14.485 3,在 4 种算法中为最短路径,相较于 SABO 算法和 ISABO 算法减少了 4.3%,相较于 GWO 算法和 DBO 算法减少了 16.8%,相较于 NGWO 算法减少了 10.8%;同时,SCA-SABO 算法、GWO 算法、DBO 算法、ISABO 算法拐点数量为 3 个,SABO 算法、NGWO 算法拐点数量为 5 个,SCA-SABO 算法路径拐点个数也为最少的算法之一。

在 20×20 的棋格地图中,本文改进的 SCA-SABO 算法最优路径代价为 28.627 4,在 4 种算法中为最短路径,相较于 SABO 算法和 GWO 算法减少了 10.9%,相较于 DBO 算法减少了 9.3%,相较于 NGWO 算法减少了 13.8%,

针对减法平均优化算法的最优解问题,提出混沌策略初始化搜索代理;并根据算法搜索过程的变化引入自适应引导机制,使算法能够在搜索过程中择优选择搜索代理更新方式;同时,融合正余弦算法的种群更新策略,更好的平衡算法的全局和局部搜索,弥补减法平均优化算法的不足。基于以上改进,通过仿真实验验证,证明了改进的 SCA-SABO 算法在收敛精度、收敛速度、稳定性方面均有优势。在不同棋格地图环境下的仿真结果表明,本文算法在路径规划方面具有可行性、有效性、高效性。

## 参考文献

- [1] 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 for mobile robots based on improved A\* algorithm[J]. Robotics, 2018, 40(6): 903-910.
- [2] 尹高扬,周绍磊,吴青坡. 基于改进 RRT 算法的无人机航迹规划[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1764-1769.  
YIN G Y, ZHOU SH L, WU Q P. UAV trajectory planning based on improved RRT algorithm[J]. Acta Sinica, 2017, 45(7): 1764-1769.
- [3] 于振中,闫继宏,赵杰,等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(1): 50-55.  
YU ZH ZH, YAN J H, ZHAO J, et al. Path planning of mobile robots with improved artificial potential field method[J]. Journal of Harbin Institute

- of Technology, 2011, 43(1): 50-55.
- [4] POLI R, KENNEDY J, BLACKWELL T. Particle swarm optimization [J]. IEEE, 2007, DOI: 10.1109/SIS.2007.368035.
- [5] FARIS H, ALJARAH I, AL-BETAR M A, et al. Grey wolf optimizer: A review of recent variants and applications [J]. Neural Computing & Applications, 30, 2018, 30: 413-435.
- [6] 唐嘉宁, 彭志祥, 李孟霜, 等. 基于改进 A\* 算法的无人机路径规划研究 [J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 99-104.
- TANG J N, PENG ZH X, LI M SH, et al. Research on UAV path planning based on improved A\* algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 99-104.
- [7] 李培英. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划 [J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(6): 38-44.
- LI P Y. Path planning for mobile robots based on improved genetic algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(6): 38-44.
- [8] 智瀚宇, 贾新春, 张学立. 无人机路径规划: 一种粒子群和灰狼复合算法 [J/OL]. 控制工程, 2024, 1-8. 智瀚宇, 贾新春, 张学立. 无人机路径规划: 一种粒子群和灰狼复合算法 [J/OL]. 控制工程, 1-8 [2024-11-04]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20221058>.
- ZHI H Y, JIA X CH, ZHANG X L. UAV path planning: A particle swarm optimization and grey wolf composite algorithm [J/OL]. Control Engineering, 1-8 [2024-11-04]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20221058>.
- [9] 白文杰, 贾新春, 吕腾. 改进麻雀搜索算法在三维路径规划中的应用 [J]. 控制工程, 2022, 29(10): 1800-1809.
- BAI W J, JIA X CH, LYU T. Application of improved sparrow search algorithm in 3D path planning [J]. Control Engineering, 2022, 29(10): 1800-1809.
- [10] SONG B Y, WANG Z D, ZOU L. An improved PSO algorithm for smooth path planning of mobile robots using continuous high-degree Bezier curve [J]. Applied Soft Computing, 2021, 1568-4946.
- [11] 虞馥泽, 潘大志. 多种群萤火虫算法求解机器人路径规划问题 [J]. 控制工程, 2022, 29(8): 1370-1378.
- YU F Z, PAN D ZH. Multi swarm firefly algorithm for solving robot path planning problems [J]. Control Engineering, 2022, 29(8): 1370-1378.
- [12] TROJOVSKY P, DEHGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: A new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Biomimetics, 2023, 8: 149.
- [13] 吕鸿, 王玲, 朱远哲, 等. 基于改进 SABO-BP 算法的电网谐波预测 [J]. 广东电力, 2024, 37(2): 56-65.
- LYU H, WANG L, ZHU Y ZH, et al. Harmonic prediction of power grid based on improved SABO-BP algorithm [J]. Guangdong Electric Power, 2024,
- 37(2): 56-65.
- [14] 曾浩, 曹华军, 董俭雄. 基于 ISABO-iBiLSTM 模型的刀具磨损预测方法 [J/OL]. 中国机械工程, 1-12 [2024-11-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20240625.1719.019.html>.
- ZENG H, CAO H J, DONG J X. Tool wear prediction method based on ISABO iBiLSTM model [J/OL]. China Mechanical Engineering, 1-12 [2024-11-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20240625.1719.019.html>.
- [15] 逯帆. 基于 SABO 优化 VMD-WTD-SVM 的滚动轴承故障诊断模型 [J]. 制造技术与机床, 2024(7): 32-39, 47.
- LU F. Rolling bearing fault diagnosis model based on SABO optimized VMD-WTD-SVM [J]. Manufacturing Technology and Machine Tool, 2024(7): 32-39, 47.
- [16] MIRJALILI S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems [J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 96: 120-133.
- [17] 赵欣. 不同一维混沌映射的优化性能比较研究 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 913-915.
- ZHAO X. Comparative study on optimization performance of different one-dimensional chaotic mappings [J]. Computer Application Research, 2012, 29(3): 913-915.
- [18] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. Supercomput, 2023, 79: 7305-7336.
- [19] 龙文, 伍铁斌. 协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法 [J]. 控制与决策, 2017, 32(10): 1749-1757.
- LONG W, WU T B. Improved grey wolf optimization algorithm for coordinating exploration and development capability [J]. Control and Decision, 2017, 32(10): 1749-1757.
- [20] 王敏, 唐明珠. 一种新型非线性收敛因子的灰狼优化算法 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(12): 3648-3653.
- WANG M, TANG M ZH. A novel grey wolf optimization algorithm with nonlinear convergence factor [J]. Computer Application Research, 2016, 33(12): 3648-3653.
- [21] ZHAO W G, WANG L Y, ZHANG ZH X. A novel atom search optimization for dispersion coefficient estimation in groundwater [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 601-610.

### 作者简介

张柄棋, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人路径规划。

E-mail: zhangbq1822@163.com

刘云平(通信作者), 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为机器人技术与智能装备。

E-mail: 002105@nust.edu.cn

王爽, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人视觉 SLAM。

E-mail: w2380694886@163.com

程勇, 硕士研究生, 主要研究方向为机器人技术。

E-mail: 864960479@qq.com