

# 基于增强型蛇鹫优化算法的光伏电站清洗机器人路径规划

王涛<sup>1</sup>,黄庭宇<sup>2</sup>,徐凌桦<sup>1</sup>,王霄<sup>1</sup>,杨靖<sup>1</sup>,冯平平<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(贵州大学电气工程学院,贵阳550025)

<sup>2</sup>(中国电建集团贵州工程有限公司,贵阳550002)

E-mail:lhxu@gzu.edu.cn

**摘要:**针对现有路径规划算法在光伏电站清洗机器人路径规划中存在寻径效果差、易陷入局部最优等问题,提出了一种多策略融合的增强型蛇鹫优化算法(ESBOA)。首先,结合光伏电站环境特征,综合考虑路径长度、平滑度和拐点三个评价指标,构建仿真环境和适应度函数;其次,对原始蛇鹫优化算法(SBOA)引入Halton序列初始化种群、动态调整自适应参数、融合黄金正弦和最优个体混合扰动等优化策略,使得ESBOA算法具备更佳的全局优化能力和鲁棒性;最后,对ESBOA算法进行性能测试,仿真结果表明,ESBOA算法在基准测试函数上的寻优性能明显优于对比算法,且在20×20和30×30的光伏电站栅格地图中,ESBOA算法所规划的平均路径长度最短、平滑度最小、拐点数量最少,综合寻径效果最佳。

**关键词:**光伏电站;路径规划;蛇鹫优化算法;多策略融合

中图分类号:TP18

文献标识码:A

文章编号:1000-1220(2026)02-0394-09

## Path Planning of Photovoltaic Power Plant Cleaning Robot Based on Enhanced Secretary Bird Optimization Algorithm

WANG Tao<sup>1</sup>,HUANG Tingyu<sup>2</sup>,XU Linghua<sup>1</sup>,WANG Xiao<sup>1</sup>,YANG Jing<sup>1</sup>,FENG Pingping<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Electrical Engineering,Guizhou University,Guiyang 550025,China)

<sup>2</sup>(China Power Construction Guizhou Engineering Co.,Ltd.,Guiyang 550002,China)

**Abstract:**A multi strategy fusion Enhanced Secretary Bird Optimization Algorithm(ESBOA) is proposed to address the problems of poor path finding performance and susceptibility to local optima in the path planning of cleaning robots in photovoltaic power plants using existing path planning algorithms. Firstly,taking into account the environmental characteristics of photovoltaic power plants,the three evaluation indicators of path length,smoothness,and number of turning points are comprehensively considered to construct a simulation environment and fitness function;Secondly,the original Secretary Bird Optimization Algorithm(SBOA) is optimized by introducing optimization strategies such as Halton sequence initialization of the population,dynamic adjustment of adaptive parameters,fusion of golden sine and optimal individual mixed disturbance,etc.,to enhance the global optimization capability and robustness of ESBOA algorithm;Finally,performance tests were conducted on the ESBOA algorithm,and simulation results showed that the optimization performance of the ESBOA algorithm on the benchmark test function was significantly better than the comparison algorithms. Moreover,in the grid maps of 20×20 and 30×30 photovoltaic power plants,the ESBOA algorithm planned the shortest average path length,the least smoothness,and the least number of turning points,resulting in the best comprehensive path finding effect.

**Keywords:**photovoltaic power station;path planning;secretary bird optimization algorithm;multi strategy fusion

## 0 引言

近年来,我国能源发展取得显著成就,能源绿色低碳转型的步伐不断加快。截至2023年底,我国太阳能发电累计装机容量约6.1亿千瓦,新增总装机容量连续9年位居全球第一,值得一提的是,在“十四五”期间,我国全力推动利用沙漠、戈壁以及荒漠地区,大力开展光伏电站的建设工作。由于光伏组件积灰会降低发电效率,光伏电站会定期对光伏组件进行清洁。随着技术的进步,国内光伏组件清洁方式正经历从人工清

洗逐渐向自动化清洗转变的过程,清洗机器人的应用研究已成为研究热点。

光伏电站清洗机器人进行清洗作业前,需要先移动到等待开展清洗工作的位置,该过程面临的挑战是依据光伏电站的静态先验信息,规划出一条从待机位置到清洗作业位置的最优路径,同时确保该路径不会发生任何形式的碰撞<sup>[1]</sup>。目前,移动机器人路径规划技术主要分为两大类:传统路径规划算法与智能路径规划算法。传统路径规划算法涵盖Dijkstra算法、A\*算法以及人工势场法等,此类算法普遍面临难以在

收稿日期:2025-01-09 收修改稿日期:2025-03-25 基金项目:国家自然科学基金项目(61861007)资助;贵州省科技支撑计划项目(黔科合支撑[2023]一般411,黔科合支撑[2023]一般412)资助。作者简介:王涛,男,1999年生,硕士研究生,研究方向为群体智能算法优化、路径规划;黄庭宇,男,1995年生,工程师,研究方向为电气工程及其自动化;徐凌桦(通信作者),男,1976年生,硕士,副教授,研究方向为传感器网络、工业自动化及智能控制;王霄,男,1985年生,博士,副教授,研究方向为物联网理论及应用、人工智能理论及应用;杨靖,男,1973年生,博士,教授,研究方向为物联网技术与应用、群体智能优化;冯平平,男,1999年生,硕士研究生,研究方向为群智能优化算法应用研究、光伏组件积灰预测。

探索新路径与处理大量数据之间达成良好平衡的挑战,导致搜索效率不高,不适用于需要更大灵活性的复杂场景路径规划任务.相比之下,智能路径规划算法展现出较强的搜索能力,能有效解决更为复杂的路径规划问题<sup>[2]</sup>. TANG 等人<sup>[3]</sup>提出了基于协同进化的粒子群优化算法进行多机器人路径规划,解决粒子停滞问题;TAN 等人<sup>[4]</sup>利用粒子群算法对蚁群算法的初始参数进行训练,融合算法规划出点焊机器人的最优路径;Wahab 等人<sup>[5]</sup>对遗传算法引入一种新的种群初始化方法和理想的遗传算子组合,改善最优路径的质量;胡啸等人<sup>[6]</sup>利用机器人操作系统 ROS 平台验证了基于非线性能量因子的改进哈里斯鹰算法在实际路径规划场景中的优异性能;谢金燕等人<sup>[7]</sup>通过引入非线性动态变化参数和粒子扰动策略来增强粒子群优化算法的寻优能力,并在田间试验中验证了改进算法在解决割草机作业路径优化问题时的实用性.国内外学者通过改进粒子群、蚁群算法等元启发式算法,引入新策略和优化机制,有效提升算法性能,在解决机器人路径规划问题上表现出色,但此类算法受自身算法原理的限制,存在寻优能力弱,收敛速度慢,易陷入局部最优等问题,在处理光伏电站清洗机器人路径规划问题上效果不佳.

蛇鹫优化算法 (Secretary Bird Optimization Algorithm, SBOA) 是 Youfa Fu 等人<sup>[8]</sup>于 2024 年 4 月提出的一种新型元启发式算法,模拟蛇鹫在自然环境中不断地捕捉猎物 and 逃避捕食者追捕的生存行为.该算法具有全局搜索能力强、鲁棒性好等优点,本文从种群性能、局部精细开发、收敛速度、跳出局部最优四个方面对算法做进一步优化,提出一种多策略融合的增强型蛇鹫优化算法 (Enhanced Secretary Bird Optimization Algorithm, ESBOA). 首先,利用 Halton 序列初始化种群,增加初始种群的多样性、提高初始种群质量;其次,动态调整自适应参数,增强算法在迭代后期的局部搜索能力;再次,在算法开发阶段融合黄金正弦策略进行位置更新,缩小寻优空间,加快算法收敛速度;最后,利用透镜成像反向学习和柯西-高斯变异的混合扰动策略对最优个体进行扰动,增强算法跳出局部最优的能力.为了验证改进算法的寻优性能,本文在 13 个基准测试函数上进行寻优实验,仿真结果表明 ESBOA 算法的收敛精度更高、收敛速度更快,具有更佳的全局优化能力和鲁棒性,并通过消融实验验证了改进策略对算法性能提升的有效性.结合光伏电站环境特征构建了仿真环境,综合考虑路径长度、平滑度和拐点个数 3 个评价指标的综合评价指数作为适应度函数,利用 ESBOA 算法完成光伏电站清洗机器人路径规划实验;仿真结果表明,在 20 × 20 和 30 × 30 的光伏电站栅格地图中,相较于对比算法,ESBOA 算法所规划的平均路径长度最短、平滑度最小、拐点个数最少、综合评价指数最优,综合寻径效果最佳.

### 1 环境建模与适应度函数

本文所提光伏电站清洗机器人路径规划的详细说明及边界定义如下:

- 1) 研究对象:适宜清洗机器人作业的光伏电站;
- 2) 使用清洗机器人的条件:包括但不限于光伏电站地理位置偏僻、自然环境恶劣、人工清洗成本高昂;

3) 设备特性:采用的清洗机器人具备良好的越野性能和足够的负重能力;

4) 仿真环境构建:以图 1 所示的青海省海南藏族自治州某集中式戈壁滩光伏电站为蓝本,运用栅格地图进行环境建模,并对仿真地图做适当调整;

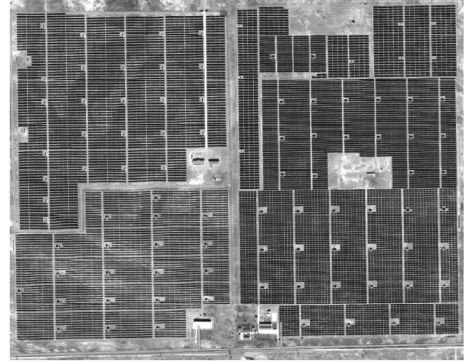


图 1 青海省海南藏族自治州某光伏电站卫星图  
Fig. 1 Satellite image of a photovoltaic power station in hainan tibetan autonomous prefecture, qinghai province

5) 路径规划目标:综合考虑路径长度、平滑度和拐点个数 3 个评价指标,利用本文路径规划算法规划出最优路径,以实现减少清洗机器人能源消耗,提高工作效率.

#### 1.1 环境建模

光伏电站在设计时会综合考虑地理位置、地形特征和日照等条件,光伏组件通常按南向排列,以一定的倾斜角度和间隔一行一行布置,形成光伏方阵.这种布局使得光伏方阵排列整齐,通道固定,不仅能够最大化地利用场地的光照资源,还便于进行定期的巡视检查和清洁工作.采用栅格法对工作环境进行地图建模,如图 2 所示,白色栅格表示自由区域,黑色

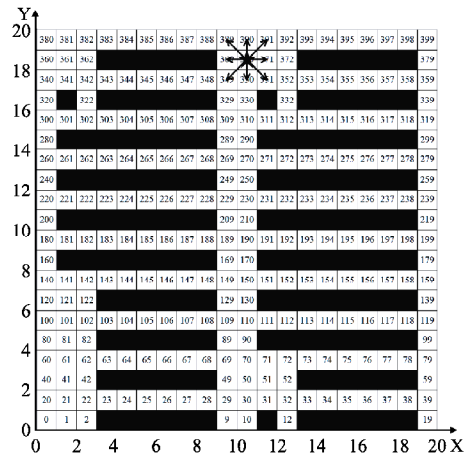


图 2 栅格地图及机器人 8 方向搜索方式  
Fig. 2 Grid map and robot eight directional search method

栅格表示障碍物区域,障碍物的大小以实际光伏组件长宽为基础,做膨胀处理,使得障碍物涵盖机器人半径及安全距离等信息,以避免路径规划中切边通行情况的碰撞问题.假定清洗机器人采取八方向搜索方式;对栅格地图进行实数编码,地图中栅格序列号与坐标之间满足如下关系<sup>[9]</sup>:

$$A_n = (x_n - 0.5) + L \cdot (y_n - 0.5) \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_n = \text{mod}(A_n, L) + 0.5 \\ y_n = \text{int}(A_n, L) + 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $A_n$  为栅格序列号;  $x_n$ 、 $y_n$  分别为栅格的横、纵坐标;  $L$  为栅格地图的行数;  $\text{mod}$  为求余运算;  $\text{int}$  为取整运算。

## 1.2 适应度函数

清洗机器人的路径规划不是简单的寻找一条从起点到终点的最短路径,需综合考虑影响清洗机器人移动的相关因素。其中,路径长度反映机器人的移动距离,较短的路径能够减少能量消耗和时间成本;路径平滑度反映机器人移动转向角,可用于评估机器人运动的平稳性,减少机械磨损和控制复杂度;路径拐点数反映机器人的转向次数,较少的拐点数能够提高机器人移动的安全性和可执行性。据此,本文综合路径长度、路径平滑度和路径拐点数 3 个评价指标,能够有效平衡路径的效率、平稳性和可执行性,符合光伏电站清洗机器人的实际需求,构建的适应度值函数为:

$$\text{fit} = \alpha_1 \cdot \text{norm}(\text{fit}_1) + \alpha_2 \cdot \text{norm}(\text{fit}_2) + \alpha_3 \cdot \text{norm}(\text{fit}_3) \quad (3)$$

其中,  $\text{fit}$  为综合评价指数;  $\text{fit}_1$ 、 $\text{fit}_2$ 、 $\text{fit}_3$  分别为路径长度、平滑度和拐点数;  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  分别为路径长度、平滑度和拐点的权重参数,可根据实际环境和路径要求对 3 个评价指标值进行权重的灵活分配;  $\text{norm}(\ast)$  为归一化处理,避免各指标数值之间不同量纲和数量级的差异,公式为:

$$\text{norm}(\ast) = \frac{\ast - \min(\ast)}{\max(\ast) - \min(\ast)} \quad (4)$$

### 1.2.1 路径长度评价函数

设由起点  $(x_1, y_1)$  到终点  $(x_n, y_n)$  连接起来的完整路径节点序列  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$  为清洗机器人路径。本文采用欧氏距离计算机器人路径长度,其计算公式为:

$$\text{fit}_1 = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (5)$$

### 1.2.2 路径平滑度评价函数

设路径拐点处的 3 个连续路径节点坐标分别为  $(x_i, y_i)$ 、 $(x_{i+1}, y_{i+1})$ 、 $(x_{i+2}, y_{i+2})$ , 根据内积定理,采用平均转弯角度作为路径平滑度的评价因子,计算公式为:

$$\text{fit}_2 = \frac{1}{n-2} \cdot \sum_{i=1}^{n-2} \theta_i = \left( \sum_{i=1}^{n-2} \arccos \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{|\vec{a}| \cdot |\vec{b}|} \right) \cdot \frac{180^\circ}{\pi} \cdot \frac{1}{n-2} \quad (6)$$

其中,  $\theta_i$  为清洗机器人在第  $i$  个路径节点的转向角度; 向量  $\vec{a} = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)$ ; 向量  $\vec{b} = (x_{i+2} - x_{i+1}, y_{i+2} - y_{i+1})$ ; 内积  $\vec{a} \cdot \vec{b}$ 、模  $|\vec{a}|$ 、模  $|\vec{b}|$  计算公式如下:

$$\begin{cases} \vec{a} \cdot \vec{b} = (x_{i+1} - x_i) \cdot (x_{i+2} - x_{i+1}) + (y_{i+1} - y_i) \cdot (y_{i+2} - y_{i+1}) \\ |\vec{a}| = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \\ |\vec{b}| = \sqrt{(x_{i+2} - x_{i+1})^2 + (y_{i+2} - y_{i+1})^2} \end{cases} \quad (7)$$

### 1.2.3 路径拐点数评价函数

清洗机器人遇到拐点时会调整速度以确保移动安全性,过多的路径拐点数会增加清洗机器人移动时间和能耗。本文将路径拐点数作为评价指标之一,计算公式为:

$$\text{fit}_3 = \sum_{i=1}^{n-2} f_i \quad (8)$$

$$f_i = \begin{cases} 0, \theta_i = 0 \\ 1, \theta_i \neq 0 \end{cases} (i=1, 2, \dots, n-2) \quad (9)$$

## 2 算法描述

### 2.1 基本蛇鹫优化算法

蛇鹫优化算法分为两个阶段:勘探阶段模拟蛇鹫捕猎蛇,开发阶段模拟蛇鹫遭受追捕时向安全区域逃离。

#### 2.1.1 蛇鹫的捕猎策略(勘探阶段)

蛇鹫优化算法的捕猎策略通过迭代次数的改变来切换 3 个阶段:寻找猎物、消耗猎物和攻击猎物阶段。

##### 1) 寻找猎物阶段

蛇鹫具备敏锐的视力,能快速察觉到隐藏在草原高草中的蛇。在寻找猎物阶段,蛇鹫的位置更新公式为:

$$\text{while } t < T/3, X_i^{\text{new}, P1} = X_i + (X_{\text{random}_1} - X_{\text{random}_2}) \cdot R_1 \quad (10)$$

其中,  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数;  $X_i$  为第  $i$  个蛇鹫个体的位置(其中  $i=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为种群规模);  $X_i^{\text{new}, P1}$  为第  $i$  个蛇鹫个体在捕猎阶段的新位置;  $X_{\text{random}_1}$  和  $X_{\text{random}_2}$  为捕猎阶段的随机候选解;  $R_1$  为区间  $[0, 1]$  中随机生成的  $1 \times \text{Dim}$  维数组,  $\text{Dim}$  为解空间的维数。

##### 2) 消耗猎物阶段

蛇鹫捕猎时会敏锐判断蛇的动作,采取盘旋和跳跃动作,达到消耗对手耐力的目的。在消耗猎物阶段,引入布朗运动来模拟蛇鹫的随机运动,位置更新公式为:

$$\begin{aligned} &\text{while } w T/3 < t < 2T/3, \\ X_i^{\text{new}, P1} &= X_{\text{best}} + \exp((t/T)^4) \cdot (RB - 0.5) \cdot (X_{\text{best}} - X_i) \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $X_{\text{best}}$  为蛇鹫的全局最优位置;  $RB$  为标准正态分布中随机生成的  $1 \times \text{Dim}$  维数组。

##### 3) 攻击猎物阶段

在蛇筋疲力尽之际,蛇鹫可以敏锐地捕捉到进攻良机,并迅速发起攻击。在攻击猎物阶段,蛇鹫的位置更新公式为:

$$\text{while } t < T/3, X_i^{\text{new}, P1} = X_{\text{best}} + CF \cdot X_i \cdot RL \quad (12)$$

其中,  $CF$  为自适应参数;  $RL$  为加权  $Levy$  飞行:

$$\begin{cases} CF = (1 - t/T)^{(2 \cdot t/T)} \\ RL = 0.5 \cdot Levy(\text{Dim}) \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $Levy(\text{Dim})$  为  $Levy$  飞行分布函数。

蛇鹫在经过寻找猎物、消耗猎物和攻击猎物 3 个阶段后,采用贪食策略决定选择新位置还是保留原位置:

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}, P1}, & \text{if } F_i^{\text{new}, P1} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $F_i^{\text{new}, P1}$  为第  $i$  个蛇鹫个体在捕猎阶段的新位置的适应度值;  $F_i$  为第  $i$  个蛇鹫个体在当前位置的适应度值。

#### 2.1.2 蛇鹫的逃生策略(开发阶段)

当蛇鹫遇到天敌威胁时,通常采用伪装和逃离两大类逃生策略。在逃生阶段,蛇鹫的位置更新公式为:

$$X_i^{\text{new}, P2} = \begin{cases} C1 \cdot X_{\text{best}} + (2 \cdot RB - 1) \cdot (1 - t/T)^2 \cdot X_i, & \text{if } \text{rand} < r_i \\ C2 \cdot X_i + R_2 \cdot (X_{\text{random}} - K \cdot X_i), & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}, P2}, & \text{if } F_i^{\text{new}, P2} < F_i \\ X_i, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

其中,  $X_i^{new,P2}$  为第  $i$  个蛇鹫个体在逃生阶段的新位置;  $C1$ 、 $C2$  分别为第 1 类、第 2 类逃生策略;  $rand$  为区间  $[0,1]$  内随机生成的实数;  $r_i$  为固定常数 0.5, 以决定随机选择某种逃生策略;  $R_2$  为从正态分布中随机生成的  $1 \times Dim$  维数组;  $X_{random}$  为逃生阶段的随机候选解;  $F_i^{new,P2}$  为第  $i$  个蛇鹫个体在逃生阶段的新位置的适应度值;  $K$  为随机选择 1 或 2.

## 2.2 多策略融合的增强型蛇鹫优化算法

为进一步增强算法性能, 本文在 SBOA 算法的基础上从种群性能、局部精细开发、收敛速度、跳出局部最优 4 个方面做如下改进: 1) 引入 Halton 序列初始化种群; 2) 动态调整自适应参数; 3) 算法后期的位置更新处引入黄金正弦优化算子; 4) 引入透镜成像反向学习和柯西-高斯的混合扰动策略对全局最优个体进行扰动.

### 2.2.1 Halton 序列初始化种群

蛇鹫优化算法在种群初始化阶段采用  $rand$  函数随机生成的方法, 存在初始种群多样性差、种群质量低等缺点, 影响了算法的收敛速度. 对此, 本文引入 Halton 序列初始化种群, 使得个体均匀遍布在整个解空间, 提高初始种群的多样性和质量, 从而加快算法收敛速度, 并提高算法收敛精度.

对于二维 Halton 序列, 其实现过程为<sup>[10]</sup>: 选取两个质数作为基数, 对应两个维度; 通过对两个基数不断切分, 以组合成一系列均匀分布且不重复的点, 其切分数学模型为:

$$z = \sum_{i=0}^{m_0} s_i p_1^i = s_0 + s_1 p_1^1 + \dots + s_{m_0} p_1^{m_0} \quad (17)$$

$$\phi_{p_1}(z) = s_0 p_1^{-1} + s_1 p_1^{-2} + \dots + s_{m_0} p_1^{-m_0-1} \quad (18)$$

$$H(z) = [\phi_{p_{1,1}}(z), \phi_{p_{1,2}}(z)] \quad (19)$$

其中,  $z$  为 Halton 序列的序号;  $p_1$  为 Halton 序列的基数, 取值为大于等于 2 的质数;  $s_i \in \{0, 1, 2, \dots, p_1 - 1\}$  为常变量;  $\phi_{p_1}(z)$  为定义的序列函数;  $H(z)$  为二维 Halton 序列.

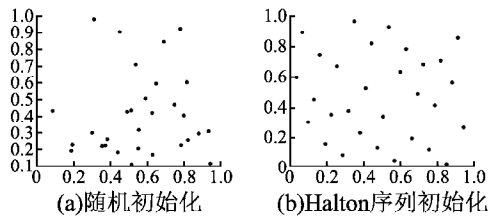


图 3 初始种群分布

Fig. 3 Initial population distribution

以二维空间为例, 设定种群规模为 30、空间上下界分别为 1 和 0, Halton 序列的基数为  $base1 = 2$  和  $base2 = 3$ , 则随机初始化和 Halton 序列初始化所得的初始种群分布对比如图 3 所示. 分析图 3 可知, Halton 序列初始化的种群分布更为均匀, 算法可对各个位置进行开发, 有效提升了算法的全局搜索能力.

### 2.2.2 自适应参数动态调整

在蛇鹫优化算法的攻击猎物阶段, 蛇鹫位置的变化受自适应参数  $CF$  控制, 随着迭代次数的增加, 蛇鹫的搜索范围会缩小. 由图 4 自适应参数变化曲线可知, 自适应参数  $CF$  在后期仍较大, 导致算法对局部的精细开发能力不足, 搜索精度变差. 本文通过构造基于指数函数的自适应控制参数, 使得非线性收敛因子在算法后期处于较小的值, 进一步增强算法更精

细的局部搜索能力, 以求找寻到更优质潜藏猎物, 从而提高算法的收敛精度, 自适应参数动态调整为:

$$CF_{new} = \exp(- (3t/T)^2) \quad (20)$$

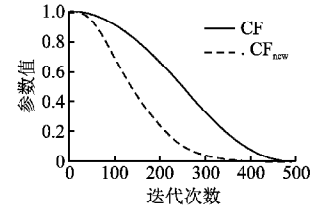


图 4 自适应参数变化曲线

Fig. 4 Adaptive parameter variation curve

### 2.2.3 融合黄金正弦策略的开发机制

黄金正弦算法是 Tanyildizi 等人<sup>[11]</sup> 在 2017 年提出的一种元启发式算法, 算法灵感源于单位圆与正弦函数之间的关系. 黄金分割系数用于切割并探索解空间, 提升了算法的优化能力和收敛速度. 黄金正弦算法的位置更新公式为:

$$X_i^{new,G} = X_i \cdot |\sin(R_3)| - R_4 \cdot \sin(R_3) \cdot |c_1 \cdot X_{best} - c_2 \cdot X_i| \quad (21)$$

其中,  $X_i^{new,G}$  为黄金正弦算法更新后的位置;  $R_3$  和  $R_4$  为随机数, 且  $R_3 \in [0, 2\pi]$ ,  $R_4 \in [0, \pi]$ ;  $c_1$  和  $c_2$  为黄金分割系数, 计算公式为:

$$\begin{cases} c_1 = a\tau + b(1 - \tau) \\ c_2 = a(1 - \tau) + b\tau \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $a$  的取值为  $-\pi$ ,  $b$  的取值为  $\pi$ ;  $\tau$  为黄金分割比率,  $\tau = (\sqrt{5} - 2)/2 \approx 0.1683$ .

在蛇鹫优化算法开发阶段引入黄金正弦算法充当优化算子, 使得寻优空间减小, 加快算法收敛速度. 开发阶段新的位置更新公式为:

$$X_i^{new,P2} = \begin{cases} C1: X_i \cdot |\sin(R_3)| - R_4 \cdot \sin(R_3) \cdot |c_1 \cdot X_{best} - c_2 \cdot X_i|, & \text{if } rand < r_i \\ C2: X_i + R_2 \cdot (X_{random} - K \cdot X_i), & \text{else} \end{cases} \quad (23)$$

### 2.2.4 混合扰动策略

蛇鹫优化算法在寻优后期种群多样性降低, 算法容易陷入局部最优. 对此, 本文引入透镜成像反向学习和柯西-高斯变异的混合扰动策略, 对全局最优个体进行扰动, 提高算法跳出局部最优的能力.

1) 透镜成像反向学习是一种通过求解反向解来增强算法搜索能力的优化机制, 其动态变化的  $k$  值能够使得搜索区域更加广泛<sup>[12]</sup>. 透镜成像反向学习策略的计算公式为:

$$X_{best,new} = \frac{ub + lb}{2} + \frac{ub + lb}{2k} - \frac{X_{best}}{k} \quad (24)$$

其中,  $X_{best,new}$  为全局最优个体经扰动后的新位置;  $ub$  和  $lb$  为解空间上下界;  $k$  为缩放因子, 本文采取  $k$  值计算公式为:

$$k = (1 + \sqrt{5 - i/T})^5 \quad (25)$$

2) 引入个体变异策略有助于增加种群的多样性. 高斯变异策略具有较强的局部搜索能力, 但扰动能力相对较弱, 而柯西变异策略的扰动能力强于高斯变异, 具有更好的全局搜索能力<sup>[13]</sup>. 为了平衡算法的局部与全局搜索能力, 本文引入一

种柯西-高斯相结合的变异策略:

$$X_{best,new} = X_{best} \cdot [1 + \lambda(t) \cdot Cauchy(0,1) + (1 - \lambda(t)) \cdot Gauss(0,1)] \quad (26)$$

其中,  $Cauchy(0,1)$  为满足标准柯西分布的随机变量;  $Gauss(0,1)$  为满足标准高斯分布的随机变量;  $\lambda(t)$  为自适应调节因子, 本文使用余弦函数对其进行改进, 使得迭代前期柯西变异作用较大, 迭代后期高斯变异作用较大, 计算公式为:

$$\lambda(t) = \frac{1 + \cos(\pi \cdot t/T)}{2} \quad (27)$$

本文采用混合扰动策略对全局最优个体进行扰动, 包括透镜成像反向学习和柯西-高斯变异两个阶段, 以一定的切换概率(本文设为 0.5)来选择其一扰动策略, 有效融合了不同扰动策略的优势, 增强算法跳出局部最优的能力, 提高算法搜索能力和收敛速度。

通过贪婪策略, 对比最优个体扰动前后的适应度值, 择优保留, 以确保扰动后的解优于原始解, 其数学模型为:

$$X_{best} = \begin{cases} X_{best,new}, & \text{if } F(X_{best,new}) < F(X_{best}) \\ X_{best}, & \text{else} \end{cases} \quad (28)$$

其中,  $F(X_{best,new})$  为全局最优个体经扰动后新位置的适应度值;  $F(X_{best})$  为当前全局最优个体的适应度值。

### 2.2.5 改进算法实现流程

ESBOA 算法的实现伪代码如下:

**算法.** 增强型蛇鹫优化算法 (ESBOA)

**输入:** 适应度函数  $fit$ , 种群规模  $N$ , 最大迭代次数  $T$ , 空间维度

$Dim$ , 解空间上下界  $ub$  和  $lb$

**输出:** 全局最优位置及其适应度值

```

1. 使用 Halton 序列初始化种群
2. for  $i = 1:N$  do
3.   计算初始适应度值
4. end for
5. 计算初始全局最优位置
6. for  $t = 1:T$  do
7.   for  $i = 1:N$  do % 捕猎策略(勘探阶段)
8.     if  $t < T/3$  do
9.       使用式(10)对蛇鹫位置进行更新(寻找猎物阶段)
10.    elseif  $T/3 < t < 2T/3$  do
11.      使用式(11)对蛇鹫位置进行更新(消耗猎物阶段)
12.    else
13.      使用式(20)和式(12)对蛇鹫位置进行更新(攻击猎物阶段)
14.    end if
15.    使用式(14)保留优质位置
16.  end for
17. for  $i = 1:N$  do % 逃生策略(开发阶段)
18.   if  $rand < 0.5$  do
19.     使用式(23)中的 C1 公式对蛇鹫位置进行更新
20.   else
21.     使用式(23)中的 C2 公式对蛇鹫位置进行更新
22.   end if
23.   使用式(16)保留优质位置
24. end for
25. 计算适应度值和全局最优位置
26. if  $rand < 0.5$  do

```

```

27.   使用式(24)和式(25)对全局最优位置进行扰动
28. else
29.   使用式(26)和式(27)对全局最优位置进行扰动
30. end if
31. 使用式(28)保留全局最优位置(贪婪策略)
32. end for

```

## 3 仿真与分析

本文使用的仿真软件为 MATLAB 2021a, 计算机操作系统为 Windows 11 (64 位), CPU 为 Intel (R) Gore (TM) i5-13400@2.50GHz, 运行内存为 16GB。

### 3.1 改进算法性能测试

为验证 ESBOA 算法的寻优性能, 本文选取部分基准测试函数进行仿真测试。其中, F1 ~ F4、F7 为单峰函数, F9 ~ F13 为多峰函数, F20、F22、F23 为固定维的复合测试函数, 所选基准函数的相关信息如表 1 所示。

表 1 基准测试函数信息

Table 1 Benchmark function information

函数	函数名	维度	范围	最优值
F1	Sphere	30	[ -100, 100 ]	0
F2	Schwefel 2.22	30	[ -10, 10 ]	0
F3	Schwefel 1.2	30	[ -100, 100 ]	0
F4	Schwefel 2.21	30	[ -100, 100 ]	0
F7	Quartic with noise	30	[ -1.28, 1.28 ]	0
F9	Rastrigin	30	[ -5.12, 5.12 ]	0
F10	Ackley	30	[ -32, 32 ]	0
F11	Griewank	30	[ -600, 600 ]	0
F12	Penalized1	30	[ -50, 50 ]	0
F13	Penalized2	30	[ -50, 50 ]	0
F20	Hartman's Family 2	6	[ 0, 1 ]	-3.32
F22	Shekel's Family 2	4	[ 0, 10 ]	-10
F23	Shekel's Family 3	4	[ 0, 10 ]	-10

选取粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[14]</sup>、白骨顶鸡优化算法 (Coot Optimization Algorithm, COOT)<sup>[15]</sup>、金豺优化算法 (Golden Jackal Optimization, GJO)<sup>[16]</sup>、蜣螂优化算法 (Dung Beetle Optimizer, DBO)<sup>[17]</sup>、蛇鹫优化算法 (SBOA) 与本文所提的 ESBOA 算法进行对比实验。上述对比算法统一设定: 种群规模  $N = 30$ 、最大迭代次数  $T = 500$ 、均独立运行 30 次, 以避免结果偶然性。

利用平均值和标准差分别反映算法的寻优能力和稳定性。由表 2 基准测试函数寻优结果可知, 对于 F1 ~ F4、F7 等单峰测试函数, ESBOA 算法所得平均值和标准差均明显优于其它元启发式算法, 且在 F1 ~ F4 函数上能够寻得理论最优值, 标准差为 0, 表明每次独立运行都能稳定取到理论最优值, 收敛精度高, ESBOA 算法在单峰测试函数上优异的寻优效果体现了其具备出色的局部寻优能力。

对于 F9 ~ F13 等多峰测试函数, ESBOA 算法所得的平均值和标准差较其它元启发式算法始终保持在最优的位置, 且在 F9 和 F11 函数上都能够 100% 寻得理论最优值, ESBOA 算法在多峰测试函数上的优异性能表明其在处理更复杂的问题时, 具备更强的全局寻优能力和跳出局部最优能力。

对于 F20、F22、F23 等固定维复合测试函数,ESBOA 算法 接近理论最优值,说明 ESBOA 算法具有更好的平衡全局搜 索和局部开发的能力.

表 2 基准测试函数寻优结果对比

Table 2 Comparison of optimization results of benchmark test functions

函数	指标	PSO	COOT	GJO	DBO	SBOA	ESBOA
F1	平均值	1.06E-02	4.57E-24	2.88E-54	4.05E-109	5.40E-147	<b>0.00E+00</b>
	标准差	1.80E-02	2.46E-23	6.54E-54	2.18E-108	2.90E-146	<b>0.00E+00</b>
F2	平均值	1.69E+00	2.09E-05	1.12E-32	1.17E-55	3.21E-78	<b>0.00E+00</b>
	标准差	5.21E+00	1.05E-04	1.27E-32	5.75E-55	1.73E-77	<b>0.00E+00</b>
F3	平均值	2.81E+03	2.26E-17	5.04E-15	5.57E-52	4.49E-96	<b>0.00E+00</b>
	标准差	2.17E+03	9.48E-17	2.71E-14	3.00E-51	2.40E-95	<b>0.00E+00</b>
F4	平均值	7.41E+00	4.99E-08	8.56E-16	2.00E-50	1.99E-64	<b>0.00E+00</b>
	标准差	1.41E+00	2.69E-07	2.49E-15	1.08E-49	7.36E-64	<b>0.00E+00</b>
F7	平均值	4.78E-02	7.35E-03	5.86E-04	1.24E-03	4.23E-04	<b>1.48E-04</b>
	标准差	1.56E-02	7.53E-03	5.85E-04	1.16E-03	3.14E-04	<b>1.24E-04</b>
F7	平均值	6.26E+01	2.36E-12	<b>0.00E+00</b>	8.62E-01	1.33E-01	<b>0.00E+00</b>
	标准差	1.76E+01	1.27E-11	<b>0.00E+00</b>	4.64E+00	7.18E-01	<b>0.00E+00</b>
F10	平均值	5.70E-01	3.25E-11	6.72E-15	<b>4.44E-16</b>	1.15E-15	<b>4.44E-16</b>
	标准差	6.19E-01	1.23E-10	1.50E-15	<b>0.00E+00</b>	1.42E-15	<b>0.00E+00</b>
F11	平均值	3.15E-02	1.25E-15	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	3.01E-02	5.23E-15	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F12	平均值	1.70E-01	1.49E-01	2.35E-01	3.70E-03	3.46E-03	<b>4.16E-09</b>
	标准差	2.88E-01	5.02E-01	1.00E-01	1.86E-02	1.86E-02	<b>1.30E-09</b>
F13	平均值	1.71E-01	5.27E-01	1.63E+00	5.63E-01	4.51E-02	<b>6.92E-03</b>
	标准差	2.32E-01	6.86E-01	1.91E-01	5.25E-01	7.53E-02	<b>1.46E-02</b>
F20	平均值	-3.29E+00	-3.28E+00	-3.17E+00	-3.25E+00	-3.28E+00	<b>-3.32E+00</b>
	标准差	5.54E-02	5.60E-02	8.75E-02	8.88E-02	5.73E-02	<b>4.42E-10</b>
F22	平均值	-7.13E+00	-9.97E+00	-1.00E+01	-7.33E+00	-1.04E+01	<b>-1.04E+01</b>
	标准差	3.37E+00	1.64E+00	1.32E+00	2.72E+00	8.58E-16	<b>6.49E-16</b>
F23	平均值	-7.97E+00	-1.01E+01	-1.01E+01	-7.58E+00	-1.04E+01	<b>-1.05E+01</b>
	标准差	3.67E+00	1.65E+00	1.72E+00	3.28E+00	9.71E-01	<b>1.08E-15</b>

收敛曲线可用于直观地反映出各个算法在函数求解过程中的动态收敛特性. 由图 5 所示的各算法收敛曲线可以明显看出,ESBOA 算法在各个基准测试函数上基本都能够以较少

的迭代次数就近似线性递减到理论最优值或接近理论最优值,相较于其它对比算法,ESBOA 算法的收敛速度更快、收敛精度更高.

◆ PSO    ✕ COOT    ▲ GJO    ▼ DBO    ■ SBOA    ○ ESBOA

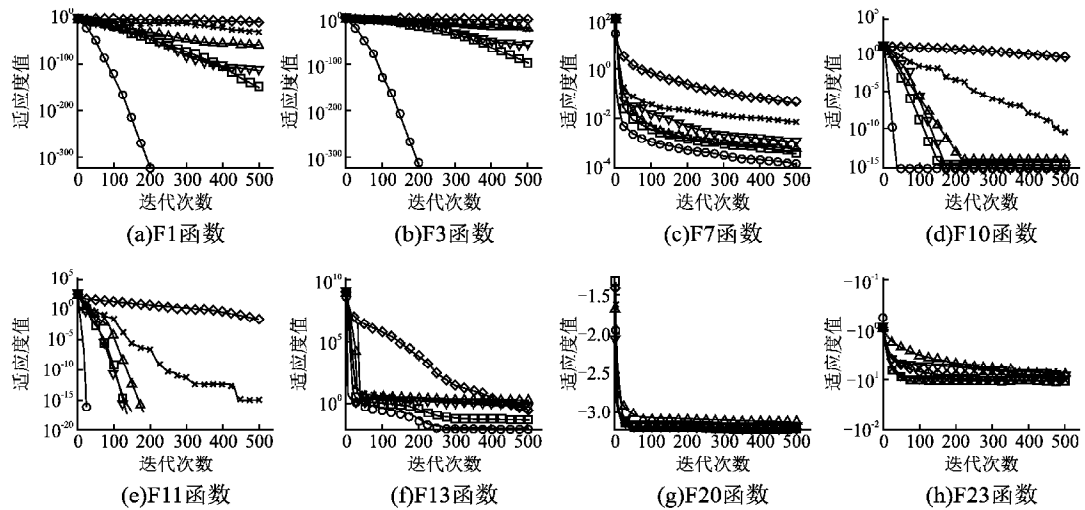


图 5 各优化算法收敛曲线对比

Fig. 5 Comparison of convergence curves of various optimization algorithm

综上所述,通过 13 个基准测试函数,验证了本文所提的 ESBOA 算法相较于 PSO、COOT、GJO、DBO 和 SBOA 算法,

整体收敛精度更高、收敛速度更快,具备更强的寻优能力和更好的稳定性,证明了 ESBOA 算法多策略融合的有效性,极大

提升了算法的综合性能,可用于解决更复杂的优化问题.

### 3.2 消融实验

为验证改进策略对蛇鸢优化算法性能提升的有效性,本文对 ESBOA 算法进行消融实验分析.将原始 SBOA 算法、仅使用 Halton 序列初始化种群的蛇鸢优化算法 (Secretary Bird Optimization Algorithm with Halton sequence,简称 HSBOA)、仅调整自适应参数的的蛇鸢优化算法 (Secretary Bird Optimi-

zation Algorithm for adaptive parameter Control Factor,简称 CFSBOA)、仅融合黄金正弦策略的蛇鸢优化算法 (Secretary Bird Optimization Algorithm for Golden Sine strategy,简称 GSSBOA)、仅使用混合扰动策略的蛇鸢优化算法 (Secretary Bird Optimization Algorithm for Mixed Perturbation strategy,简称 MPSBOA) 及 4 种改进策略结合的 ESBOA 算法在上述 13 个基准测试函数上作对比分析,消融实验结果如表 3 所示.

表 3 消融实验结果对比

Table 3 Comparison of ablation experiment results

函数	指标	SBOA	HSBOA	CFSBOA	GSSBOA	MPSBOA	ESBOA
F1	平均值	5.40E-147	2.20E-147	4.83E-152	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	2.90E-146	8.66E-147	1.90E-151	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F2	平均值	3.21E-78	2.48E-78	4.28E-81	3.95E-214	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	1.73E-77	9.29E-78	1.60E-80	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F3	平均值	4.49E-96	2.17E-96	2.37E-99	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	2.40E-95	1.17E-95	1.28E-98	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F4	平均值	1.99E-64	8.33E-65	4.42E-66	1.71E-202	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	7.36E-64	4.42E-64	2.38E-65	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F7	平均值	4.23E-04	4.06E-04	3.70E-04	2.45E-04	2.71E-04	<b>1.48E-04</b>
	标准差	3.14E-04	2.62E-04	2.77E-04	2.55E-04	2.33E-04	<b>1.24E-04</b>
F9	平均值	1.33E-01	4.98E-01	8.63E-01	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	7.18E-01	2.68E+00	4.65E+00	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F10	平均值	1.15E-15	1.12E-15	1.13E-15	<b>4.44E-16</b>	<b>4.44E-16</b>	<b>4.44E-16</b>
	标准差	1.42E-15	1.40E-15	1.37E-15	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F11	平均值	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	标准差	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
F12	平均值	3.46E-03	5.61E-08	3.45E-03	2.21E-08	4.94E-08	<b>4.16E-09</b>
	标准差	1.86E-02	4.31E-08	1.85E-02	1.71E-08	4.55E-08	<b>1.30E-09</b>
F13	平均值	4.51E-02	6.83E-02	5.50E-02	9.96E-03	2.42E-01	<b>6.92E-03</b>
	标准差	7.53E-02	9.75E-02	8.37E-02	2.53E-02	4.36E-01	<b>1.46E-02</b>
F20	平均值	-3.28E+00	-3.24E+00	-3.29E+00	<b>-3.32E+00</b>	-3.29E+00	<b>-3.32E+00</b>
	标准差	5.73E-02	5.45E-02	5.72E-02	1.43E-09	5.72E-02	<b>4.42E-10</b>
F22	平均值	<b>-1.04E+01</b>	<b>-1.04E+01</b>	<b>-1.04E+01</b>	<b>-1.04E+01</b>	<b>-1.04E+01</b>	<b>-1.04E+01</b>
	标准差	8.58E-16	1.40E-10	6.62E-16	7.25E-16	1.33E+00	<b>6.49E-16</b>
F23	平均值	-1.04E+01	<b>-1.05E+01</b>	<b>-1.05E+01</b>	<b>-1.05E+01</b>	<b>-1.05E+01</b>	<b>-1.05E+01</b>
	标准差	9.71E-01	1.21E-15	1.26E-15	1.38E-15	2.57E-15	<b>1.08E-15</b>

由表 3 的消融实验结果可知,本文提出的 4 种改进策略对原始 SBOA 算法的性能提升具有显著贡献.其中,HSBOA 算法在单峰测试函数上的平均值和标准差均优于原始 SBOA 算法,表明 Halton 序列初始化能够提高算法的初始种群质量,增强全局搜索能力;CFSBOA 算法在单峰函数和多峰函数上均表现出较好的性能,尤其是单峰测试上,其平均值和标准差均优于原始 SBOA 和 HSBOA 算法,自适应参数调整策略有效提高了算法收敛精度;GSSBOA 和 MPSBOA 算法在大多数测试函数上表现尤为突出,基本能够稳定收敛至或极其接近理论最优值,性能显著优于其他单一改进策略,表明黄金正弦策略和混合扰动策略在增强全局搜索能力和局部开发能力方面具有明显优势.而增强型蛇鸢优化算法 (ESBOA) 通过融合 4 种优化策略,在所有测试函数上均表现出最优的性能,其平均值和标准差显著优于其他算法,充分发挥了各策略的优势,显著提升了算法的全局搜索能力、局部开发能力和鲁棒性.实验验证了 ESBOA 算法在处理复杂优化问题时的优越性,为其在光伏电站清洗机器人路径规划中的应用提供了理论支持.

### 3.3 清洗机器人路径规划

为验证本文所提增强型蛇鸢优化算法应用在光伏电站清洗机器人路径规划上的性能,在参考实际光伏电站两纵和三纵光伏阵列后构建的  $20 \times 20$  和  $30 \times 30$  栅格地图上进行仿真,对比不同算法的路径规划效果.统一设定各算法以综合评价指数  $fit$  作为适应度函数,独立运行次数均为 10 次,种群规模  $N=30$ ,迭代次数  $T=200$ .路径长度、平滑度和拐点个数的权重参数分别取 0.6、0.2 和 0.2,通过赋予路径长度较高的权重(0.6),以确保算法优先优化路径长度,从而显著降低机器人的能量消耗和移动时间;其次,平滑度和拐点数分别赋予了中等权重(0.2),以平衡路径的安全性和执行效率,体现了多目标优化的平衡思想.表 4 为各算法进行清洗机器人路径规划时所得的评价指标值对比结果,图 6 为各算法进行清洗机器人路径规划过程中的收敛曲线和规划效果.

由表 4 所示路径规划结果可知,在  $20 \times 20$  栅格地图中,ESBOA 算法所得最优路径的平均路径长度、路径平滑度、路径拐点数较原始 SBOA 算法分别减少 6.79%、31.98%、36.92%;在  $30 \times 30$  栅格地图中,ESBOA 算法所得最优路径

的平均路径长度、路径平滑度、路径拐点数较原始 SBOA 算法减少 13.73%、8.93% 和 23.28% ;同时,在上述两种栅格地

图中,相较于 PSO、COOT、GJO 和 DBO 等对比算法,ESBOA 算法所得平均路径长度最短、平均路径平滑度最小、平均路径拐点数最少,所得综合评价指数最优;且图 6 所示收敛曲线进一步反映出 ESBOA 算法能够在较少的迭代次数内快速收敛至最优路径,证明了其较快的收敛速度,综合寻径效果最佳.

表 4 各算法路径规划结果

Table 4 Path planning results of each algorithmn

栅格地图	路径规划算法	平均路径长度	平均路径平滑度	平均路径拐点数
20 × 20	PSO	39.48	12.53	8.00
	COOT	36.62	12.98	7.60
	GJO	36.03	14.82	7.50
	DBO	35.60	11.69	6.80
	SBOA	34.53	11.06	6.50
	ESBOA	<b>32.18</b>	<b>7.53</b>	<b>4.10</b>
30 × 30	PSO	75.42	12.11	15.10
	COOT	72.11	12.28	14.70
	GJO	75.94	12.57	15.20
	DBO	74.91	13.04	15.80
	SBOA	66.12	10.17	11.60
	ESBOA	<b>57.05</b>	<b>9.26</b>	<b>8.90</b>

综上所述,增强型蛇鹫优化算法(ESBOA)在路径规划应用上具有优异的寻优性能,能够生成兼顾路径长度、平滑度和拐点数的高质量路径,充分满足光伏电站清洗机器人的路径规划需求.

### 4 结 论

本文从种群性能、局部精细开发、收敛速度、跳出局部最优 4 个方面对蛇鹫优化算法做进一步优化,提出了一种多策略融合的增强型蛇鹫优化算法(ESBOA),使用 Halton 序列初始化种群、动态调整自适应参数、融合黄金正弦策略进行位置更新、混合扰动策略对最优个体进行扰动,在 13 个基准测试

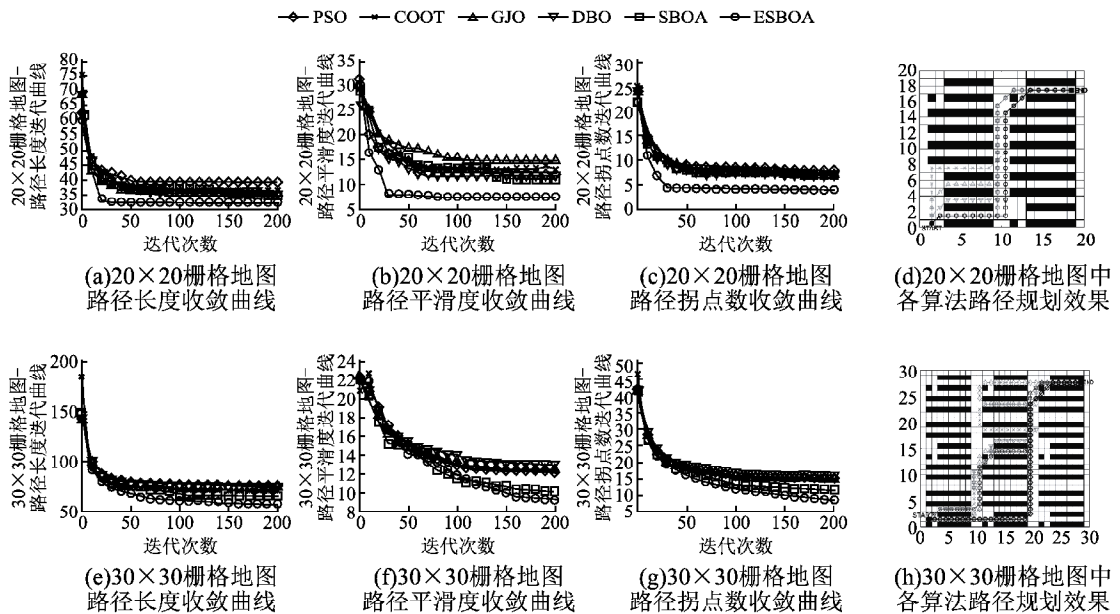


图 6 算法收敛曲线与路径规划效果

Fig. 6 Algorithm convergence curve and path planning effect

函数上进行性能测试,结果表明 ESBOA 算法具备优异的寻优能力和鲁棒性.

反映了 ESBOA 算法具备实际应用价值的可能性,这为本文下一阶段的实际应用验证工作提供了参考.

将 ESBOA 算法应用在光伏电站清洗机器人路径规划中,构建综合路径长度、路径平滑度和路径拐点数等多个评价指标的适应度函数,在 20 × 20 和 30 × 30 的光伏电站栅格地图进行路径规划仿真. 仿真结果表明,ESBOA 算法路径规划效果显著优于原始 SBOA 算法,相较于 PSO、COOT、GJO 和 DBO 等对比算法,ESBOA 算法所规划的平均路径长度最短、路径平滑度最小、拐点数最少、综合评价指数最优,综合寻径效果最佳.

### References :

[ 1 ] LI C M, WU X M, GONG J. Path planning of real terrain for solar panel cleaning robot [ J ]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2022, 43 ( 1 ) : 341-347.

[ 2 ] Ab Wahab M N, Nefti Meziani S, Atyabi A. A comparative review on mobile robot path planning: classical or meta-heuristic methods? [ J ]. Annual Reviews in Control, 2020, 50: 233-252, doi: 10. 1016/ j. arcontrol. 2020. 10. 001.

[ 3 ] Tang B W, Xiang K, Pang M Y, et al. Multi-robot path planning using an improved self-adaptive particle swarm optimization [ J ]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17 ( 5 ) : 1-20.

本文所提 ESBOA 算法虽然在仿真上取得了较好的效果,但受实验室条件限制,未开展实际应用验证研究. 文献 [ 6, 7 ] 开展了所提出改进型群体智能优化算法应用在机器人实际场景路径规划的验证研究,结果展示算法的实用性,间接

- [4] Tan Y S, Ou Yang J, Zhang Z, et al. Path planning for spot welding robots based on improved ant colony algorithm [J]. *Robotica*, 2022, 41(3):926-938.
- [5] Ab Wahab M N, Nazir A, Khalil A, et al. Improved genetic algorithm for mobile robot path planning in static environments [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 249(PC):123762.
- [6] HU X, ZHANG C Y, BIAN W, et al. Research on dynamic path planning based on improved harris hawk algorithm [J]. *Control engineering of China*, 2024, 31(4):591-600.
- [7] XIE J Y, LIU L X, YANG X, et al. Orchard lawn mower operation path planning based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2023, 28(11):182-191.
- [8] Fu Y F, Liu D, Chen J D, et al. Secretary bird optimization algorithm: a new metaheuristic for solving global optimization problems [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(5):1-102.
- [9] BAI X L, YUAN Z, ZHOU W Q, et al. Application of hybrid genetic algorithm in robot path planning [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023, (11):15-19, doi: 10.13462/j.cnki.mmtamt.2023.11.00.
- [10] LIU C H, HE Q. Golden sine chimp optimization algorithm integrating multiple strategies [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(11):2360-2373.
- [11] Tanyildizi E, Demir G. Golden sine algorithm; a novel math-inspired algorithm [J]. *Advances in Electrical & Computer Engineering*, 2017, 17(2):71-78.
- [12] XIAO Y X, LIU S Y. Integration of pattern search into the grasshopper optimization algorithm and its applications [J]. *Journal of Xidian University*, 2024, 51(2):137-156.
- [13] SUN Q S, WANG Y B. Improved dung beetle optimization algorithm with multi-strategy and its application [J]. *Information and Control*, 2024, 53(5):631-641 + 651.
- [14] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// *Proceedings of International Conference on Neural Networks*, 1995:1942-1948.
- [15] Naruei I, Keynia F. A new optimization method based on COOT bird natural life model [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 183:115352, doi:10.1016/j.eswa.2021.115352.
- [16] Chopra N, Ansari M M. Golden jackal optimization; a novel nature-inspired optimizer for engineering applications [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 198:116924, doi:10.1016/j.eswa.2022.116924.
- [17] 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.

#### 附中文参考文献:

- [1] 李翠明, 吴新民, 龚俊. 光伏组件清洁机器人真实地形的路径规划 [J]. *太阳能学报*, 2022, 43(1):341-347.
- [6] 胡啸, 张呈越, 卞炜, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的动态路径规划研究 [J]. *控制工程*, 2024, 31(4):591-600.
- [7] 谢金燕, 刘丽星, 杨欣, 等. 改进粒子群优化算法的果园割草机作业路径规划 [J]. *中国农业大学学报*, 2023, 28(11):182-191.
- [9] 白晓兰, 袁铮, 周文全, 等. 混合遗传算法在机器人路径规划中的应用 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023, (11):15-19, doi:10.13462/j.cnki.mmtamt.2023.11.00.
- [10] 刘成汉, 何庆. 融合多策略的黄金正弦黑猩猩优化算法 [J]. *自动化学报*, 2023, 49(11):2360-2373.
- [12] 肖怡心, 刘三阳. 融合模式搜索的蝗虫优化算法及其应用 [J]. *西安电子科技大学学报*, 2024, 51(2):137-156.
- [13] 孙仟硕, 王英博. 融合多策略的改进蜣螂优化算法及其应用 [J]. *信息与控制*, 2024, 53(5):631-641 + 651.