

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415853

基于改进麻雀算法的配电房巡检机器人路径规划^{*}

高鹏飞 李涛 夏永康

(南京信息工程大学自动化学院 南京 210044)

摘要: 针对麻雀算法在路径规划中出现的效率低、耗时长等问题,提出了一种改进的麻雀算法用于配电房巡检机器人的路径规划。首先,利用 Logistic-Tent 混沌映射优化麻雀种群质量,减少后续的盲目搜索;其次,提出了可控自适应随机探索的发现者更新策略,增强算法全局搜索能力的同时进一步提高规划效率,缩短搜索时间;接着,为避免算法后陷入停滞,引入螺旋位置更新因子,加强局部开发能力;最后,结合三次插值 B 样条进行平滑处理,使路径更适用于配电房环境。实验结果表明:改进的麻雀算法能够高效完成巡检时的路径规划任务,相比于原始算法在迭代效率、路径搜索时间等方面优化显著。

关键词: 路径规划;巡检机器人;麻雀搜索算法;样条插值

中图分类号: TP242; TN966 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8050

Path planning of inspection robot in distribution room based on improved sparrow search algorithm

Gao Pengfei Li Tao Xia Yongkang

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

Abstract: Aiming at the problems of low efficiency and long time consumption in path planning of sparrow algorithm, an improved sparrow algorithm is proposed for path planning of inspection robots in distribution rooms. Firstly, using Logistic Tent chaotic mapping to optimize the quality of sparrow population and reduce subsequent blind searches. Secondly, a controllable adaptive random exploration discoverer update strategy was proposed to enhance the algorithm's global search capability while further improving planning efficiency and shortening search time. Next, in order to avoid algorithm stagnation in the later stage, a spiral position update factor is introduced to enhance local development capabilities. Finally, combining cubic interpolation B-splines for smoothing processing makes the path more suitable for the distribution room environment. The experimental results show that the improved sparrow algorithm can efficiently complete the path planning task during inspections. Compared to the original algorithm, it is significantly optimized in terms of iteration efficiency, path search time, and other aspects.

Keywords: path planning; inspection robot; sparrow search algorithm; spline interpolation

0 引言

随着工业 4.0 时代的兴起,各行业对于电的依赖程度越来越大,为了保证电力的不间断供应,对配电房的故障监测和定位^[1]变得非常重要。传统的电力巡检依靠人工执行,极大地受限于时间和人力资源,难以全天候覆盖现代化的配电房,因此迫切需要高集成化的电力巡检机器人^[2]提供更高效更安全的解决方案。

值得指出的是路径规划在巡检机器人的工作中尤为重
要^[3],它决定了机器人能否快速安全地到达任务点。路径

规划中常用的方法有 A* 算法^[4]、快速随机树法 (rapid-exploration random tree, RRT)^[5]、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)^[6]和人工势场法^[7]等。然而,上述算法均存在一定的缺陷,A* 算法得到的路径转折点多,存在与障碍物相切的问题;RRT 算法受限于随机采样扩展,规划的路径通常不是最优的;ACO 算法存在收敛慢,易陷入混沌状态等问题。目前,还未有一种算法能够完全适配现有路径规划问题,研究人员一直在不断探索,提出了不少改进策略或新方法。陈光荣等^[8]提出了一种凸优化与 A* 相结合的算法,利用凸优化算法规划与障碍物的距离,得到了成

本最小的路径。董翔宇等^[9]将双向蚁群算法和人工势场算法相结合,加快了搜索速度,有效解决了在变电站环境下路径规划算法不匹配的问题。Wang 等^[10]基于仿生智能巡检的复杂环境,改进神经网络算法中障碍物附近神经元的活动值,减少了不合理的路径规划,并利用变切线方法的分割模型划分区域,实现多机器人联合检测任务。Xue 等^[11]受麻雀觅食行为的启发于 2020 年首次提出了麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA),并验证其优越性,后被广泛应用于路径规划中。Zhang 等^[12]提出了一种仿生麻雀算法,采用邻域搜索策略提高全局最优个体的适应度值,并将最佳个体引入位置更新函数,加快收敛速度。潘忠英等^[13]提出了一种应用于农业机器人路径规划的改进 SSA 算法,引入了自适应多普勒发现者搜索策略以及量子加入者更新策略,提高了麻雀算法的开发能力。Hou 等^[14]针对麻雀搜索算法的寻优局限,融合精英反向学习和动态自适应调整策略细化位置更新,提高算法寻优能力,再引入 Lévy 飞行策略使算法更易跳出局部最优解,并结合动态窗口法实现了高安全性的动态避障。Ma 等^[15]基于自适应混沌理论初始化种群,设计了基于加权正余弦算法的危险感知转移策略,避免算法陷入局部停滞状态,并构造相似扰动函数提高了搜索能力。Wu 等^[16]提出了基于量子计算和多策略增强的麻雀搜索算法,利用循环混沌映射理论和量子计算机制优化种群,同时构造了自适应 T 分布位置更新公式,加快收敛并增强变异,此外利用动力学演化方式替换适应度较差的个体,提高了优化精度。李大海等^[17]提出了一种融合多策略的增强 SSA,在发现者位置加入云自适应权重,扩大种群范围,并基于自适应透镜成像策略引入扰动,解决了局部最优问题。

上述文献对麻雀算法的改进主要集中在提高种群质量以及解决局部最优问题,但搜索时间长,难收敛等问题依旧突出,尤其针对电力系统环境的路径规划研究还有所欠缺。因此,本文面向配电房环境,兼顾优化种群和提高效率,将 Logistic-Tent 混沌映射与麻雀种群相结合,引入可控自适应随机探索策略和螺旋位置更新因子,重点改进发现者、跟随者的更新策略,最终应用于配电房巡检机器人的路径规划。

1 问题概述及建模

1.1 问题概述

目前,巡检机器人可分为全面型和专用型,全面型巡检机器人能够执行多种任务,主要负责大范围遍历巡检、温湿度监测、烟雾检测等。而专用型巡检机器人针对特定任务设计,操作员能够远程操控该机器人,执行特定任务,如简单的维修、故障的排除等。不同于普通的仓储或基础设施巡检,电力巡检主要应对设备故障等突发事件,路径规划的效率和稳定性直接影响电力供应的可靠性,保证算法的效率和稳定性是一大难点。

因此,本文主要针对专用型巡检机器人进行路径规划

研究,当配电房某处设备发生故障时,可以迅速规划出最佳路径,引导机器人以及维修员快速到达该位置,提高电力故障排除的效率。考虑到配电房布局一般固定,因此采用全局规划即可。本文设计的专用型巡检机器人全局路径规划包括:空间建模、算法改进、实验验证。

1.2 空间建模

栅格地图是目前广泛应用的地图建模方法,它能真实地表示环境的特征,降低场景的复杂性。因此本文采用经典的栅格地图来建立配电房地图模型,配电房的二维模型如图 1(a)所示。此外,为了更直观地引导工作人员,本文还建立了配电房的三维栅格模型^[18],如图 1(b)所示,其中不同的物块代表了不同高度的设备,三层区域为变压器,两层区域为开关柜、配电柜,单层区域为辅助设备,白色区域即为可通行区域。

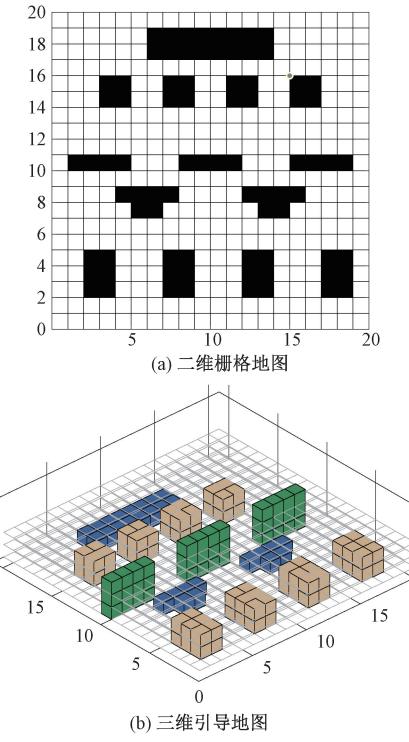


图 1 环境建模

2 改进麻雀算法

2.1 经典麻雀算法

麻雀种群主要分为了 3 个角色:发现者负责整个种群的觅食,带领其他个体寻找食物;跟随者在发现者位置进行觅食,提高自身能量;侦察者始终保持警惕,一旦发现危险,引领发现者和跟随者迁移到安全位置。发现者具有高能量和搜索范围,跟随者通过跟随提升自身能量,侦察者负责确保群体安全。其中,侦察者的位置更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X'_{best} + \beta \cdot |X'_{i,j} - X'_{best}|, & f_i > f_g \\ X'_{i,j} + K \cdot \frac{|X'_{i,j} - X'_{worst}|}{(f_i - f_w) + \epsilon}, & f_i = f_g \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 为当前时刻, $X_{i,j}^t$ 表示第 i 个麻雀在第 j 维的位置, X_{best}^t 为全局最优位置, β 为服从标准正态分布的控制参数, f_w 为当前最差适应度值, K 为 $[-1, 1]$ 间的随机数, ϵ 即最小常数。 f_i 为第 i 个个体的适应度值, f_g 为最佳适应度值。

这种模拟麻雀群体协作的算法旨在实现全局搜索和局部优化, 然而经典麻雀算法应用于路径规划时依然存在效率低、搜索时间长等问题, 下面着重从种群初始化、更新策略、平滑度等方面进行优化。

2.2 混沌优化麻雀种群

在路径规划中, 麻雀种群一般会出现分布不均匀的问题^[19], 由于种群的初始位置对算法的后续寻优十分重要, 因此需要对种群进行优化。混沌映射在初始化种群时常被使用, 因为它们具有普遍性, 自相似性等特点, 可以生成随机的、多样性的初始种群。

图 2 为选取相同控制因子下的 3 种混沌映射轨迹分布对比, 其中 Logistic 映射分布不均匀, 当控制因子接近 4 时, 才能大致分布在 0~1 的整个区域内, 而且混沌序列的分布呈现中间少, 两端多, 这种不均匀性对算法的后续迭代寻优影响较大, 容易陷入局部最优。而 Tent 映射的遍历在控制因子接近 1 时, 才能大致均匀分布于 0~1 的整个区域内。为此, 利用 Logistic-Tent 混沌映射初始化麻雀种群, 它的遍历是均匀随机的且更加稳定, 可提高算法的搜索能力。它的映射表达式如下:

$$x_{k+1} = \begin{cases} [rx_k(1-x_k) + \frac{(4-r)}{2}x_k] \bmod 1, & x_k < 0.5 \\ [rx_k(1-x_k) + \frac{(4-r)(1-x_k)}{2}] \bmod 1, & x_k \geq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

其中, k 为迭代次数, r 为控制因子, $r \in [0, 4]$, mod 为取余操作。

2.3 可控自适应随机探索策略

式(3)为经典麻雀算法中发现者位置更新函数, 当 $R_2 \geq ST$ 时, 发现者遵循正态分布的形式进行位置更新, 而当 $R_2 < ST$ 时, 如图 3 所示, 发现者在逐维递减, 最终缩小到 0, 这显然很不利于全局最优解的搜索, 算法在初始迭代过程中就容易出现麻雀种群迅速聚集的情况, 虽然表现出快速收敛性, 但是麻雀种群的多样性大大减少, 搜索范围缩小。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp(-\frac{i}{\alpha \cdot T}), & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (3)$$

式中: α 为 $0 \sim 1$ 的随机数, T 为最大迭代次数。 Q 为服从正态分布的随机数, L 为 d 维矩阵。 R_2 即预警值, ST 即安全值。

为此, 本文受到随机跟随策略的启发, 充分利用适应度值, 将随机个体与上一代个体相结合, 改进发现者的位置更

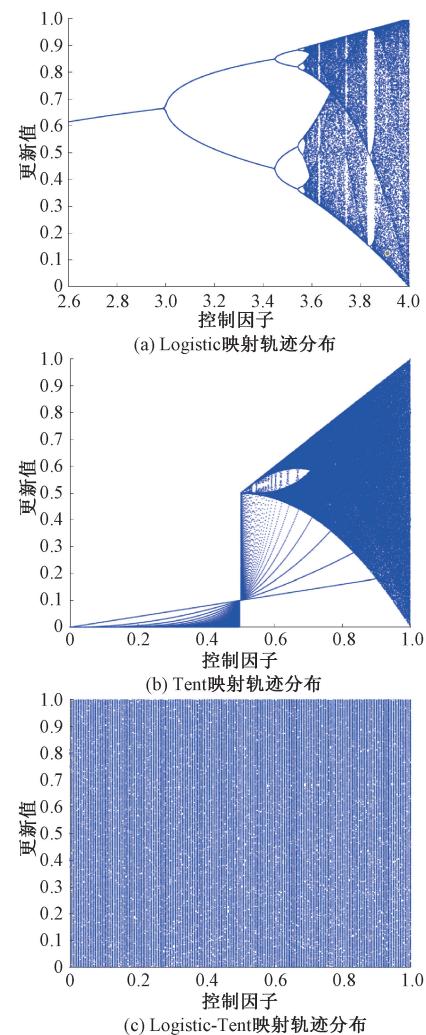


图 2 三种混沌映射轨迹分布对比

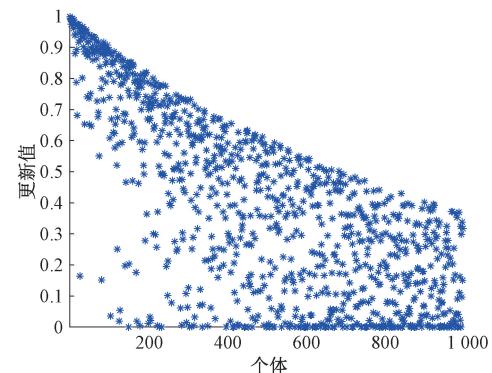


图 3 改进前发现者搜索策略

新公式, 实现发现者的随机探索, 具体公式如下:

$$X_{r,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{r,j}^t - r^2 \cdot (X_{r,j}^t - X_{i,j}^t) \cdot f_i, & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (4)$$

其中, $X_{r,j}^t$ 为随机选取的麻雀个体的位置, f_i 取决于

当前个体的适应度值, r 为 $[0,1]$ 的随机数。

不难发现, 由于随机个体的引入, 并充分利用当前个体的位置和适应度信息, 使得搜索范围能够覆盖全局, 增强了算法的全局搜索能力。但是, 搜索范围在搜索过程中不断扩大, 反而会影响到算法寻找最优解的进程, 即收敛速度衰减, 因此需要进一步对搜索空间进行适当的限制。在文献[20]中粒子群改进算法的启发下, 本文构造了自适应界定函数, 充分利用当前的最优位置, 从而将上述随机个体限定在可控的搜索空间内, 公式如下:

$$X_{j,\min} = \max(X_{j,\min}, X_{best,j}^t - s_t \cdot (X_{j,\max} - X_{j,\min})) \quad (5)$$

$$X_{j,\max} = \min(X_{j,\max}, X_{best,j}^t + s_t \cdot (X_{j,\max} - X_{j,\min})) \quad (6)$$

$$s_t = t/T \quad (7)$$

式中: $X_{best,j}^t$ 是全局最优位置在第 j 维中的映射, $X_{j,\max}$ 、 $X_{j,\min}$ 分别表示搜索空间第 j 维的上下界, s_t 为搜索空间收缩因子。从上述公式可以分析, 由于全局最优个体的引入, 界定函数围绕着全局最优自适应收缩, 从而加强了对随机个体的控制, 在保证搜索范围的情况下, 极大地提高了收敛速度和收敛精度。

经过上述对发现者探索行为的改进, 通过仿真模拟, 随机探索策略算子的性能如图 4 所示, 可以直观的看出, 当任意选择一个个体, 它能够在规定范围内进行随机探索。

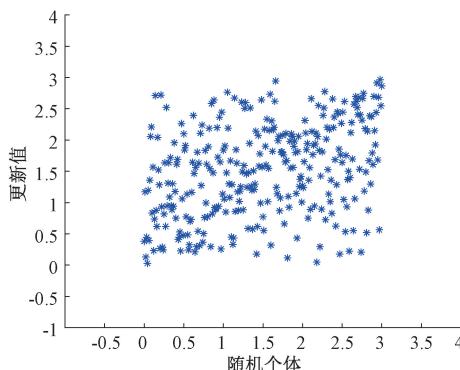


图 4 发现者随机探索策略

2.4 螺旋位置更新机制

经典的麻雀搜索算法的公式中, 跟随者会根据发现者的位置动态更新, 在每次迭代中快速接近最优解, 可以看出发现者主要负责全局搜索, 而跟随者更偏向于局部开发, 但也导致了搜索的盲目性和奇异性, 从而增大了陷入局部最优解的可能性。基于鲸鱼优化算法^[21], 本文在跟随者中加入了改进的可变螺旋机制, 增加其位置更新的多样性, 使算法更容易跳出局部最优解。

在鲸鱼优化算法中, 鲸鱼个体以螺旋形式向全局最优个体游动, 具体公式如下:

$$X(t+1) = D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X_{best}(t) \quad (8)$$

$$D' = |X_{best} - X(t)| \quad (9)$$

其中, D' 为与全局最优间的距离, l 即 $[-1,1]$ 区间的随机数, b 为螺旋常数。

考虑到螺旋线为固定形状, 会导致搜索方法单调, 不利于搜索最优路径, 因此本文构造螺旋位置更新因子 γ , 其中螺旋线参数 b 为自适应变量, 可以动态调整跟随者搜索的螺旋形状, 如下:

$$\gamma = e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) \quad (10)$$

$$b = e^{k \cdot \cos(\pi \cdot (1 - (i/i_{\max})))} \quad (11)$$

其中, 参数 b 为指数函数形式, 螺旋线的大小和振幅取决于余弦函数的性质, k 为变化系数, 考虑到搜索范围的限定, 本文 k 取值为 3。

将其引入到麻雀算法的跟随者位置更新中, 得到如下公式:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \gamma \cdot Q \cdot \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot L \cdot \gamma, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: X_p 为发现者的最佳位置, X_{worst} 为此刻最劣位置, \mathbf{A} 表示 $1 \times d$ 维矩阵。

可见跟随者位置的更新以螺旋式的方式逐渐靠拢, 可以在早期的搜索过程中得到足够多高质量的路径解, 加强局部空间的探索, 维持多样性, 算法不会轻易进入停滞状态。后期迭代过程中, 局部范围减小, 很大程度上排除了无效搜索, 减少了工作量, 从而进一步提高了收敛速度。

然而由于跟随者一般是跟随最佳个体, 可能使得算法早熟, 因此本文结合了最佳个体和上一次迭代的位置信息, 改善盲目跟随发现者的弊端, 增加路径解的多样性。更新公式如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot L \cdot \gamma + r_1 \cdot (X_{i-1,j}^t - X_{i,j}^t) \quad (13)$$

其中, $X_{i-1,j}^t$ 为上一步迭代的位置信息, r_1 为均匀分布在 $(0,1)$ 的随机数。

2.5 插值 B 样条平滑优化

基于上述改进得到的路径结果, 仍然存在多个与障碍物的切点, 并且路径整体不平滑, 不能够满足配电房的安全性需求以及巡检机器人的实际物理约束, 因此提出了基于插值的 B 样条优化策略。具体的优化流程如下:

步骤 1) 通过 ISSA 算法搜索得到路径节点列表 $[n_i]$, $i = 1, 2, \dots, n$;

步骤 2) 找出路径与障碍物的切点;

步骤 3) 根据实际机器人最大半径的两倍在各切点周围选取插值点, 如图 5 所示, 并加入到对应切点的前后节点之间, 得到新的路径节点列表 $[p_i]$, $i = 1, 2, \dots, n$;

步骤 4) 将处理得到的路径节点列表作为准均匀 B 样条曲线的控制点, 利用准均匀 B 样条曲线进行平滑优化。

准均匀 B 样条曲线的参数化是均匀的, 但控制点的权重可以不同, 这便使得曲线更加灵活。同时考虑到次数过

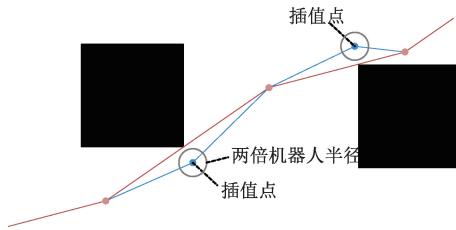


图 5 插值方法示意图

高会使 B 样条曲线中的峰谷值较多,即增加巡检机器人的转弯次数,而三次准均匀 B 样条的二次导数连续,可以很好地贴合巡检机器人的路径需求,因此本文选择三次准均匀 B 样条对路径节点进行优化。

三次准均匀 B 样条曲线控制方程如式(14)所示。

$$P(u) = \sum_{i=0}^3 P_i B_{i,3}(u) \quad (14)$$

式中: $P(u)$ 为曲线上的坐标向量, P_i 为控制点坐标, $B_{i,3}(u)$ 是三阶 B 样条基函数,其中 u 是自变量。三次准均匀 B 样条基函数如下:

$$B_{i,3}(u) = \frac{1}{6} [s^3 \quad s^2 \quad s \quad 1] \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

2.6 改进算法的优化流程

图 6 为改进麻雀算法的流程图,详细步骤总结如下:

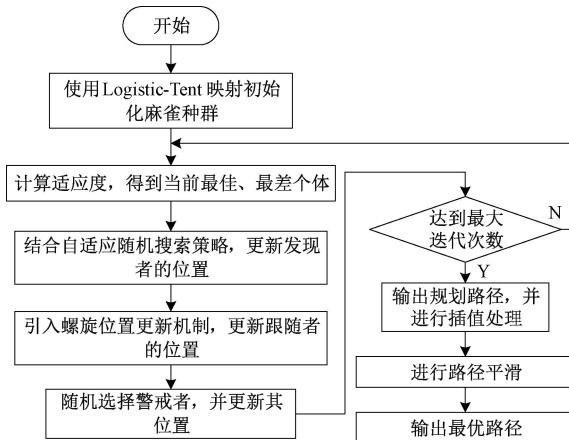


图 6 改进算法流程图

步骤 1) 建立栅格地图, 初始化地图参数, 设置最大迭代次数、种群数量等固定参数;

步骤 2) 生成麻雀种群, 并采用 Logistic-Tent 映射初始化麻雀种群;

步骤 3) 计算当前适应度, 找出当前最佳、最差个体; 划分种群为 Discoverer、Follower、Scout;

步骤 4) 针对发现者采用改进的式(4)进行随机探索, 并更新其位置;

步骤 5) 根据式(10)构造螺旋位置更新因子, 根据

式(12)和(13)对跟随者进行螺旋机制下的位置更新;

步骤 6) 随机选择警戒者, 更新其位置;

步骤 7) 判断是否达到最大迭代次数,若是则停止迭代并输出路径,反之返回步骤 3);

步骤 8) 对得到的路径节点进行插值处理,并使用准均匀 B 样条进行平滑优化;

步骤 9) 得到最优平滑路径,并在二维、三维地图中进行绘制。

3 实验仿真与分析

为了验证改进 SSA 算法的有效性,在 Intel Core i7-12700 H, MATLAB 2022a 环境下进行仿真实验,巡检机器人的起始位置为 $[0,0]$,建立栅格地图,在 20×20 的环境一中,障碍物按照配电房的分布,模拟了实际环境。在 30×30 的环境二中,障碍物较为分散无规律,模拟了设备更加复杂的工况。改进算法各参数设置如下: 麻雀种群数量为 100, 安全值设为 0.8,发现者占比为 30%,侦察者占比为 20%。

考虑到文献[12]算法也是优化位置更新公式来提高搜索效率,实验数据可比性强,因此将其纳入实验与本文算法进行对比。

3.1 路径规划仿真结果及对比

本文对比了 ACO、经典 SSA、文献[12]的算法以及本文未平滑处理前的改进麻雀算法(improved sparrow search algorithm, ISSA)的路径规划结果,从而证明改进算法的有效性。设置各算法的迭代次数均为 100, 种群数量均为 100, 起点和目标点分别采用“○”、“△”表示,“+”表示路径节点。图 7、8 分别为环境 1、环境 2 下的实验结果。同时为了量化分析不同环境下 ISSA 算法的效果,本文选取最优路径长度、迭代稳定次数、转折点和运行时间这 4 个指标,通过 30 次实验,取评估指标的平均值,得到了表 1、2,分别为环境 1、环境 2 下不同算法数据对比表。

由图 7 可以看出,对于规则的配电房环境,ACO 算法和 SSA 算法在规划的路径中有明显的横移以及过多的转折点,可以预见这两种算法在迭代过程中均存在陷入局部最优解的情况。相较于这两种算法的路径结果,文献[12]算法搜索的路径不存在过多的连续转折,但是路径长度显然未达到最优。而本文的 ISSA 算法在路径长度、路径的选择以及平滑度方面均优于其他 3 种算法。从环境 1 下收敛曲线对比图中不难发现,ACO 算法、SSA 算法和文献[12]算法在迭代前期波动性明显,收敛速度较慢,ISSA 算法的收敛速度明显快于其他 3 种算法,同时得到的最优路径长度更短。

由表 1 可知,ISSA 算法只需要 13 次迭代即可完全收敛,并且得到的最优路径长度最短为 29.73,相较于 SSA 算法种群随机选择的盲目性,从而导致迭代不稳定,ISSA 算法在迭代效率方面提升较大。此外,ISSA 算法与 ACO 算法、SSA 算法、文献[12]算法相比,在运行时间上分别缩

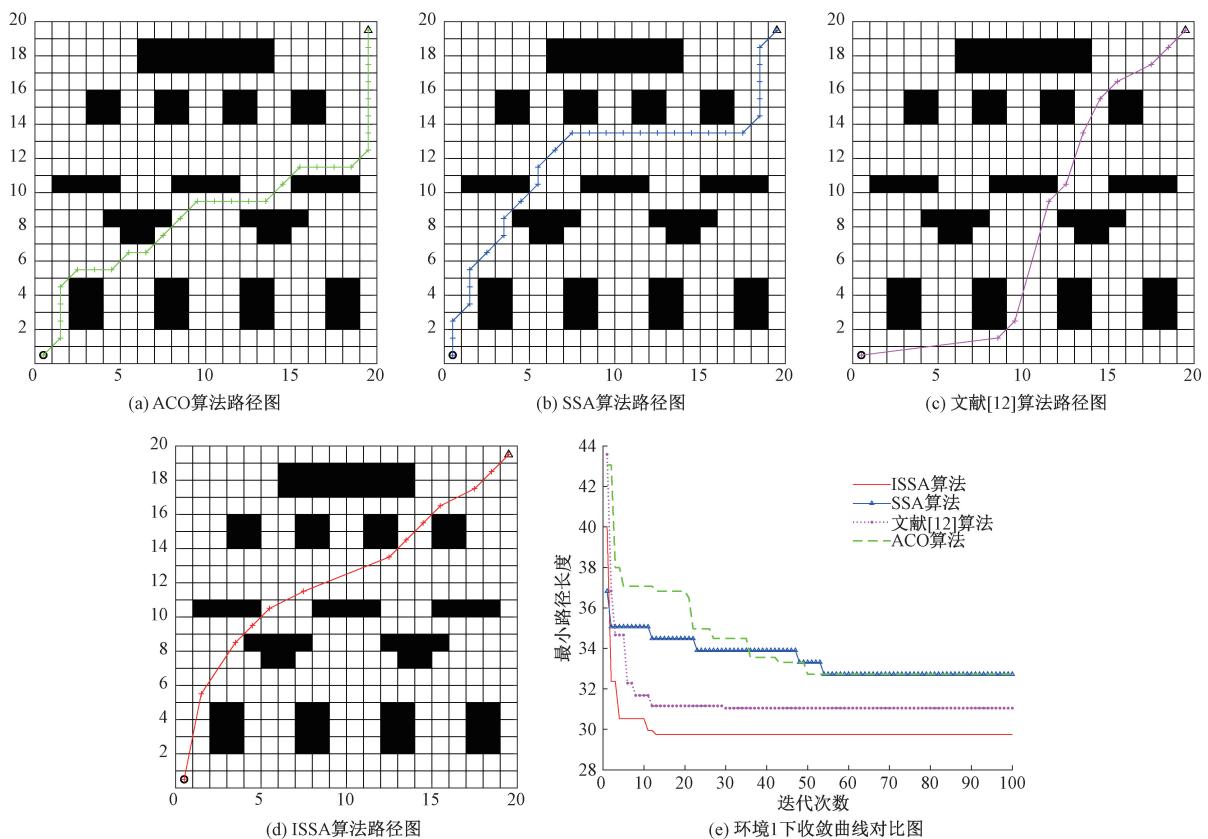


图 7 环境 1 下实验结果

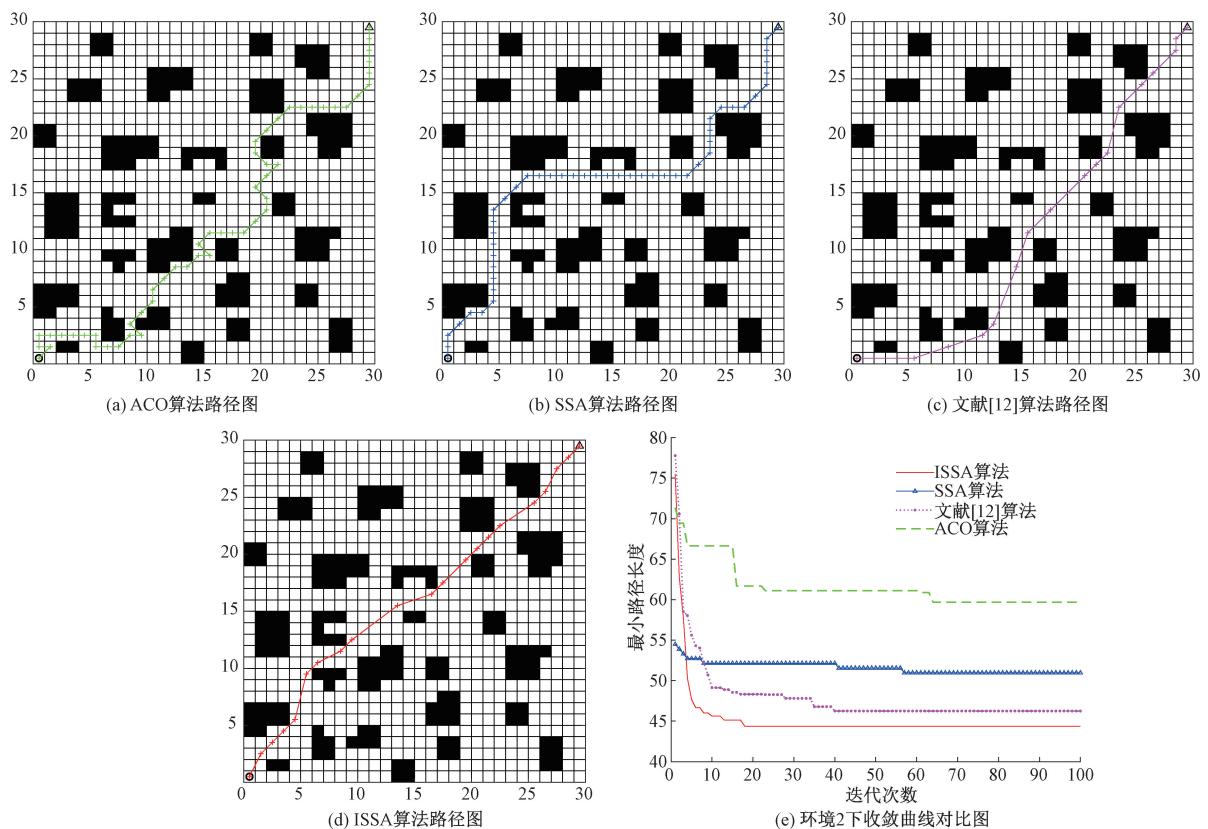


图 8 环境 2 下实验结果

表 1 环境 1 数据对比

算法	最优路径 长度	迭代稳定 次数	转折点	运行 时间/s
ACO	32.73	50	11	3.011
SSA	32.73	54	10	2.433
文献[12]	31.05	30	8	1.680
ISSA	29.73	13	6	0.955

短了 68.3%、60.7% 和 43.2%，转折点数相较于 SSA 算法减少了 40%，路径平滑度更好。

从图 8 可以看出，对于复杂环境，相较于其他 3 种算法，ISSA 算法规划的路径长度相对较短，并且更为平滑，不存在连续的大角度转折。由于障碍物相对复杂分散，其他 3 种算法的路径结果中，均存在多处无效节点和连续转折的情况。对于复杂的作业环境，ISSA 算法求解的路径更加平稳，符合复杂工况的作业需求。从收敛曲线对比图也可以发现，ISSA 算法的收敛速度依旧更快、寻优结果依旧更佳，对于复杂工况依旧适用，很大程度上提高了巡检机器人的工作效率。

由表 2 可知，ACO 算法迭代 64 次才完全收敛，而得到的最优路径长度为 59.69，比后 3 种算法要长得多，显然不是最优解，SSA 算法和文献[12]算法分别迭代到 57 次和 40 次时完全收敛，而 ISSA 算法只需要 18 次即可完全收

敛，同时收敛得到的最优路径长度仅为 44.36，算法运行时间比 SSA 算法和文献[12]的算法分别缩短了 70.5%、51.4%。

表 2 环境 2 数据对比

算法	最优路径 长度	迭代稳定 次数	转折点	运行 时间/s
ACO	59.69	64	28	5.935
SSA	50.97	57	13	3.887
文献[12]	46.26	40	9	2.359
ISSA	44.36	18	10	1.145

综上可知，ISSA 算法比起 ACO 算法、SSA 算法以及文献[12]的算法，不仅寻优效果更佳，耗时更短，同时效率更高，对于配电房环境实用性更强。

相比最新改进 SSA 算法^[14-16]，本文算法在收敛速度和搜索效率方面具备优势，运行时间显著缩短，更适配应急状态下的路径规划，具有现实意义。

3.2 平滑效果仿真验证

针对 ISSA 算法搜索得到的路径结果进行后处理，充分考虑了实际巡检机器人的最大安全半径以及路径的平滑度，仿真实验用于验证平滑优化效果。本文算法在环境 1、环境 2 中的路径结果如图 9 所示。

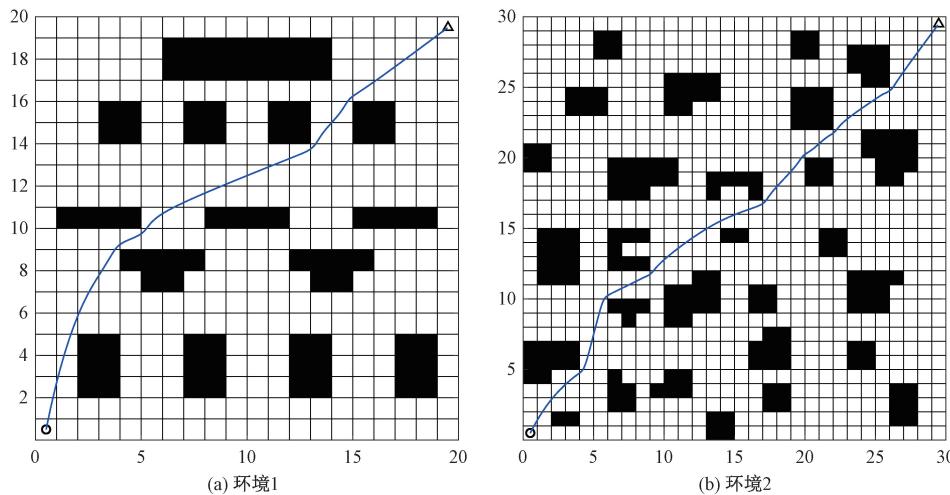


图 9 本文算法的路径结果

仿真结果表明，优化得到的路径较 ISSA 算法更为平滑，同时增加了必要的插值点，保持了与邻近障碍点的安全距离，可直接用于实际的路径规划测试中。由此可见，本文算法路径的平滑度相对于其他算法^[12-14]有较大的提升，路径的安全性更高，切合电力巡检机器人的物理特性和安全性要求。

3.3 三维地图效果验证

为了更直观地验证巡检机器人路径规划的三维实际

效果，建立 $20 \times 20 \times 5$ 、 $30 \times 30 \times 5$ 的三维仿真地图，进行仿真模拟，三维路径结果如图 10 所示，可以看出本文算法在两种不同环境下规划的路径平滑，转弯次数较少，可满足巡检机器人实际工作的需求。同时算法可以高效进行路径搜索，在三维环境中实现有效地避障，进一步验证了本文改进算法的有效性。

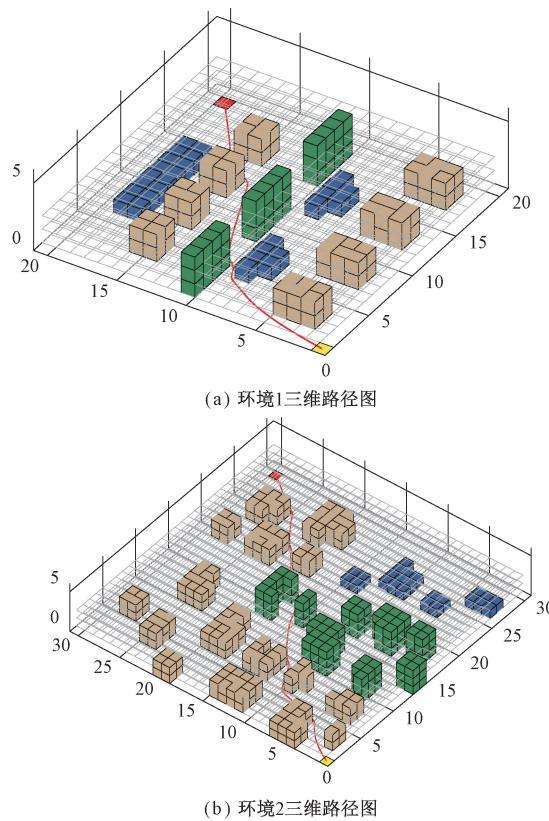


图 10 本文算法下的三维路径结果

4 结 论

针对配电房巡检机器人的路径规划问题,本文从种群初始化、更新策略、平滑度等方面对经典麻雀算法进行了改进。首先,针对经典麻雀算法出现的盲目搜索问题,利用 Logistic-Tent 混沌映射初始化种群;其次提出了可控自适应随机探索策略,将发现者个体限定在可控的搜索空间内,从而加快麻雀种群的收敛速度,提高效率;接着利用螺旋搜索机制改进跟随者的位置更新,增强局部个体的搜索,避免陷入停滞状态;最后使用三次插值 B 样条进行路径平滑。从仿真实验结果可见,本文改进算法有效缩短了运行时间,提高了寻优精度,是一种适用于配电房环境的高效路径规划方法。

参考文献

- [1] YANG L, FAN J, LIU Y, et al. A review on state-of-the-art power line inspection techniques[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9350-9365.
- [2] 张凡, 蔡涛, 刘文达, 等. 基于改进 JPS 算法的电站巡检机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(8): 10-16.
- [3] WANG C, YIN L, ZHAO Q, et al. An intelligent robot for indoor substation inspection[J]. Industrial Robot: The International Journal of Robotics Research and Application, 2020, 47(5): 705-712.
- [4] XIANG D, LIN H, OUYANG J, et al. Combined improved A* and greedy algorithm for path planning of multi-objective mobile robot[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 1-12.
- [5] CHI W, DING Z, WANG J, et al. A generalized Voronoi diagram-based efficient heuristic path planning method for RRTs in mobile robots[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(5): 4926-4937.
- [6] 赵倩楠, 黄宜庆. 融合 A* 蚁群和动态窗口法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 28-38.
- [7] 许万, 程兆, 朱力, 等. 一种基于改进人工势场法的局部路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(19): 83-88.
- [8] 陈光荣, 郭盛, 王军政, 等. 凸优化与 A* 算法结合的路径避障算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2907-2914.
- [9] 董翔宇, 季坤, 朱俊, 等. 对特高压变电站巡检机器人路径规划改进蚁群算法的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 154-160.
- [10] WANG Z, CHENG Z, YANG K, et al. Combined inspection strategy of bionic substation inspection robot based on improved biological inspired neural network[J]. Energy Reports, 2021, 7: 549-558.
- [11] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [12] ZHANG Z, HE R, YANG K. A bioinspired path planning approach for mobile robots based on improved sparrow search algorithm[J]. Advances in Manufacturing, 2022, 10(1): 114-130.
- [13] 潘忠英, 尚猛. 改进麻雀算法和 A* 算法的农业机器人路径规划[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(1): 31-37.
- [14] HOU J, JIANG W, LUO Z, et al. Dynamic path planning for mobile robots by integrating improved sparrow search algorithm and dynamic window approach [C]. Actuators. MDPI, 2024, 13 (1): 24-49.
- [15] MA J, HAO Z, SUN W. Enhancing sparrow search algorithm via multi-strategies for continuous optimization problems[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(2): 102854.
- [16] WU R, HUANG H, WEI J, et al. An improved sparrow search algorithm based on quantum computations and multi-strategy enhancement [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 215: 119421.
- [17] 李大海, 李鑫, 王振东. 融合多策略的增强麻雀搜索算法及其应用[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(10): 3032-3039.
- [18] 杜云, 刘小雨, 贾科进, 等. 改进蚁群算法的火灾环境疏散路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8): 309-319.
- [19] 欧阳城添, 唐风, 朱东林. 融合禁忌搜索的 SSA 算法及其路径规划的应用[J]. 电子测量技术, 2022, 45(22): 32-40.
- [20] 沈锡, 胡江强, 尹建川. 一种搜索空间自适应变化的自适应粒子群算法[J]. 大连海事大学学报, 2011, 37(1): 103-106.
- [21] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

作者简介

高鹏飞,硕士研究生,主要研究方向为智能算法、路径规划。
E-mail:gaopengfei202@163.com

李涛,教授,博士研究生导师,主要研究方向为抗干扰控制及应用、无人系统智能控制等。
E-mail:litaojia@163.com