



中国农机化学报  
*Journal of Chinese Agricultural Mechanization*  
ISSN 2095-5553, CN 32-1837/S

## 《中国农机化学报》网络首发论文

题目：基于改进鱼群算法的牧场巡检机器人路径规划研究  
作者：高金喆，寇志伟，许寒琪，段轲赫，马佳音  
收稿日期：2024-03-10  
网络首发日期：2024-07-25  
引用格式：高金喆，寇志伟，许寒琪，段轲赫，马佳音. 基于改进鱼群算法的牧场巡检机器人路径规划研究[J/OL]. 中国农机化学报.  
<https://link.cnki.net/urlid/32.1837.S.20240725.1324.002>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于改进鱼群算法的牧场巡检机器人路径规划研究\*

高金喆<sup>1</sup>, 寇志伟<sup>1,2</sup>, 许寒琪<sup>1</sup>, 段轲赫<sup>1</sup>, 马佳音<sup>1</sup>

(1. 内蒙古工业大学电力学院, 呼和浩特市, 010051; 2. 内蒙古自治区机电控制重点实验室, 呼和浩特市, 010051)

**摘要:** 针对传统人工鱼群算法 (AFSA) 在牧场巡检路径规划的过程中易陷入局部最优解、规划的最优路径较长等问题, 提出一种改进人工鱼群算法融合遗传算法 (GA) 得到的遗传鱼群算法 (GFSA)。GFSA 在 AFSA 基础上通过优化视野和步长, 加快算法在求解过程中的收敛速度和精度; 通过设计分段式拥挤度因子、引入遗传算法中的变异操作, 避免算法在迭代过程中过早聚集在局部最优解周围。将 GFSA 搭载在牧场巡检机器人上进行实验验证。结果显示, 在消融实验中, GFSA 规划的路径长度均低于对比算法, 其最优路径长度中位数为 23.2m; 在多算法对比实验中, 与对比算法相比, GFSA 的路径最短且转弯幅度小; 在不同障碍物率地图的路径规划中, GFSA 的最优路径长度初始值、增长斜率均小于对比算法, 具有更好的鲁棒性和适应性。

**关键词:** 遗传算法; 人工鱼群算法; 牧场; 巡检机器人; 路径规划

**中图分类号:** S951 **文献标识码:** A

## Algorithm design for laser-based ranch inspection robot positioning and mapping

Gao Jinzhe<sup>1</sup>, Kou Zhiwei<sup>1,2</sup>, Xu Hanqi<sup>1</sup>, Duan Kehe<sup>1</sup>, Ma Jiayin<sup>1</sup>

(1. College of Electric Power, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot, 010051, China; 2. Inner Mongolia Key Laboratory of Electromechanical Control, Hohhot, 010051, China)

**Abstract:** To address the issues of traditional Artificial Fish Swarm Algorithm (AFSA) in pasture inspection path planning, such as easily falling into local optima and resulting in relatively long optimal paths, an improved Artificial Fish Swarm Algorithm integrated with Genetic Algorithm (GA) is proposed, named Genetic Fish Swarm Algorithm (GFSA). GFSA enhances AFSA by optimizing the vision and step length to accelerate convergence speed and accuracy during the solving process. Additionally, it avoids premature convergence around local optima during iterations by designing a segmented crowding factor and incorporating mutation operations from GA. GFSA was implemented on a pasture inspection robot for experimental validation. The results show that in ablation experiments, the path lengths planned by GFSA were consistently shorter than those of the comparison algorithms, with a median optimal path length of 23.2m. In multi-algorithm comparison experiments, GFSA achieved the shortest paths and smaller turning angles compared to the other algorithms. In path planning on maps with different obstacle rates, GFSA's initial value and growth slope of the optimal path length were both lower than those of the comparison algorithms, demonstrating better robustness and adaptability.

**Keywords:** GA; AFSA; ranch; inspection robots; planning

收稿日期: 2024 年 3 月 10 日 修回日期: 2024 年 5 月 30 日

\*基金项目: 2023 年内蒙古自治区级大学生创新创业训练计划项目 (S202310128023); 内蒙古自治区科技计划项目 (NO.2021GG0256)

第一作者: 高金喆, 男, 2002 年生, 湖北襄阳人; 研究方向为智能巡检、导航与定位。E-mail: 2575949685@qq.com

通讯作者: 寇志伟, 男, 1984 年生, 内蒙古卓资人, 博士, 副教授; 研究方向为微机电传感技术、导航与测控技术。E-mail: kouzhiwei@imut.edu.cn

## 0 引言

目前在牧场管理上, 人工巡检的方式仍占据主导地位, 效率低、耗时长, 难以满足快速、高效的现代农业发展需求<sup>[1]</sup>。采用机器人进行牧场巡检已经成为

一个新的发展趋势和研究热点<sup>[2, 3]</sup>。但牧场巡检机器人的路径规划问题仍是一个尚待解决的难题。

目前较为广泛采用的技术路线是使用智能优化算法寻找路径<sup>[4, 5]</sup>。但这类方法容易陷入局部最优解, 计算复杂度相对较高等<sup>[6]</sup>。Tian 等<sup>[7]</sup>设计出一种基于模糊

自适应遗传算法的舰船避障路线规划模型。测试结果显示,该模型规划出的路径避障能力优于传统模型。Zhang等<sup>[8]</sup>设计了一种基于各向异性快速行进算法的桥梁限制区内自主船舶路径规划方法。测试结果显示,在桥梁限制区内,该算法所规划的路径较传统方法更合理,且计算时间更短,为内陆桥梁区域自主船舶路径规划提供了重要参考。Xue等<sup>[9]</sup>提出了一种基于准反射的正弦余弦粒子群优化算法,用于船舶路径规划以避免触地。仿真测试结果显示,该算法相较于经典粒子群算法具有更快的收敛速率和更高的计算精度。Yan等<sup>[10]</sup>提出一种基于鲸鱼优化算法的立体路径规划方法。实验结果显示,该算法在规划效率、执行时间、收敛速度和解决精度等方面表现出色,对水下立体空间路径规划任务具有显著效果。Zhang等<sup>[11]</sup>提出了一种改进的局部粒子群优化算法,以解决移动机器人路径规划中局部最小值、过早收敛和低效率等问题。结果表明,该算法在路径长度、运行时间、路径优化性和稳定性等方面优于传统方法,证明了其有效性、稳健性和可行性。Zhao等<sup>[12]</sup>提出了一种改进的人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA),引入方向操作符、概率权重因子、自适应操作符和路径平滑器来提高自主表面舰艇路径规划的效率和质量。实验结果表明,该算法在效率和路径质量方面优于其他算法,适用于实际应用。Li等<sup>[13]</sup>提出了一种基于约束理论的并行AFSA,用于解决传统AFSA在搜索最优解时耗时长、容易陷入局部最优的问题。结果表明,与串行AFSA相比,该算法能够有效减少搜索时间,并提高复杂多模态函数优化问题的搜索性能。

综上所述,前人针对不同应用场景设计了多种高效路径规划模型,以提升规划路径的避障能力、效率或路径长度。本文针对牧场环境下路径规划的过程中易陷入局部最优解、规划的最优路径较长的问题,提出一种改进人工鱼群算法融合遗传算法(Genetic Algorithm, GA)得到的遗传鱼群算法(Genetic Fish Swarm Algorithm, GFSA),GFSA在AFSA基础上通过优化视野和步长、设计分段式拥挤度因子、引入遗传算法中的变异操作,从而有效改善在牧场环境中路径规划过程中易陷入局部最优解、规划的最优路径较长的问题,从而提高牧场巡检机器人的路径规划效果。

## 1 牧场巡检机器人结构与原理

牧场巡检机器人的软件框架方面,使用GMapping(Grid-based FastSLAM Mapping)作为雷达数据建图工具。但该工具只能用于二维雷达数据建图,因此出现三维雷达数据时,使用ROS(Robot Operating

System)的开源工具包Pointcloud\_to\_laserscan将数据形式降为二维。同时出于让GMapping建图更加准确的目的,还需要对二维LaserScan数据开展运动畸变矫正处理。设计出的牧场巡检机器人软件、硬件运行框架示意图见图1。

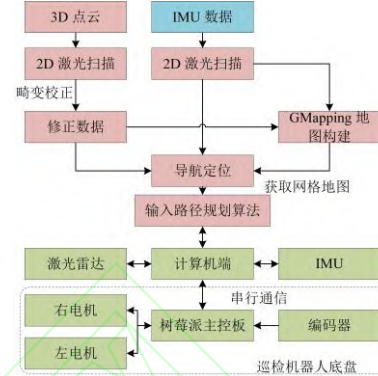


图1 牧场巡检机器人的软硬件操作框架示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the software and hardware operation framework of the farm inspection robot

巡检机器人的运动行为是由主控板控制的,而主控板通过与电脑端的无线连接,获取电脑端的运动指令。在电脑端输出的移动指令则通过此次本文设计出的混合GA的改进AFSA寻优得到。而路径规划所需的核心数据为巡检机器人激光雷达系统收集到的环境信息以及根据这些信息生成的抽象图像信息。这种抽象的图像信息保留了有关路径规划的关键信息,比如障碍物、可移动范围等,同时去除了对于路径规划无用的冗余信息。

## 2 ROS和GSFA融合的路径规划设计

在能够处理路径规划问题的智能算法中,AFSA具备搜索速度快、寻优能力强的优点,但易陷入局部最优解<sup>[14]</sup>。GA拥有优良的全局搜索能力,但也存在过于依赖初始种群的缺点<sup>[15]</sup>。尝试将AFSA与GA结合起来,构建牧场巡检机器人路径规划智能模型。

### 2.1 融合遗传算法的改进人工鱼群算法

此次研究中AFSA被用于优化输出GA的初始种群,这也是两者结合的方式。分析AFSA算法中鱼群的行为特点,并从中引出该算法需要改进的方面。AFSA算法中鱼群的行为分为觅食行为、聚群行为、追尾行为、随机行为<sup>[16-17]</sup>。觅食行为也即鱼群自动聚集在食物密度最大区域的行为。

令 $X^t_i$ 为编号 $i$ 的鱼在 $t$ 时刻的位置, $X_j$ 为鱼群感知范围内的选择状态, $X_j$ 计算方法见式(1)。

$$X_j = X^t_i + Vis \cdot Rand \quad (1)$$

式中: $Rand()$ ——生成随机数,取值范围为 $[0,1]$ ;



$Vis$ ——鱼能看到的视野。

令  $Y=f(x)$  代表当前人工鱼所处区域的食物浓度,  $Y_i$ 、 $Y_j$  分别为人工鱼当前所处区域的食物浓度、 $X_j$  位置的食物浓度, 则人工鱼在水下觅食行为描述为: 若  $Y_i < Y_j$ , 鱼类向  $Y_j$  位置移动,  $X_{t+1}$  按式 (2) 计算。

$$X_{i,t+1} = X_i^t + \frac{X_j - X_i^t}{\|X_j - X_i^t\|} \cdot Step \cdot Rand \quad (2)$$

式中:  $step$ ——鱼的移动步长;

$X_{i,t+1}$ ——编号  $i$  的鱼在  $t+1$  时刻的位置。

如果  $Y_i < Y_j$  不成立, 会随机选择一个状态, 并继续状态分析比较。多次对比后评定条件仍然不满足, 人工鱼群将进行随机移动行为。

假设当前视野中的人工鱼数量为  $n_f$ 、中心位置为  $X_c$ 、中心位置对应食物浓度为  $Y_c$ 、拥挤度因子为  $\delta$ 。则群居行为可以描述为: 当中心点食物浓度高且鱼较少, 也即满足  $Y_c/n_f > \delta Y_i$ , 鱼会向着视野中心移动, 这时  $X_{t+1}$  按式 (3) 计算。

$$X_{i,t+1} = X_i^t + \frac{X_c - X_i^t}{\|X_c - X_i^t\|} \cdot Step \cdot Rand \quad (3)$$

如果人工鱼  $X_j$  位置的食物浓度最高, 为  $Y_j$ , 且  $Y_c/n_f > \delta Y_i$ , 人工鱼开始追尾行为, 这时  $X_{t+1}$  按式 (2) 计算。鱼群在随机行为下,  $X_{t+1}$  按式 (4) 计算。

$$X_{i,t+1} = X_i^t + Vis \cdot Step \quad (4)$$

AFSA 在多次迭代后, 收敛速度会大幅度降低, 容易陷入局部最优解中, 因此这里尝试从多个方面改进该算法。首先优化 AFSA 的视野和步长, 因为这两个因素的选择会影响鱼的游动行为。传统 AFSA 中视野和步长是固定的, 导致算法迭代到后期寻优性能会衰减<sup>[18]</sup>。将视野和步长改为可变形式。改进后的视野计算方法见式 (5)。

$$Vis = \alpha \times Vis_0 + (1 - \alpha) Vis_{min} \quad (5)$$

式中:  $Vis_0$ ——初始视野;

$Vis_{min}$ ——最小视野;

$\alpha$ ——中间变量。

计算方法见式 (6)。

$$\alpha = \exp\left(-20(d/d_{max})^5\right) \quad (6)$$

式中:  $d$ ——当前迭代次数;

$d_{max}$ ——最大迭代次数。

改进后的步长计算方法见式 (7)。

$$step = \alpha \cdot step + 0.3 \quad (7)$$

式 (7) 组成结构是通过多次调试得到的。按以上方法, 算法训练的早期, 步长和视野会更大, 以保证算法搜索能力, 训练后期则可以通过较小的视野与步长以提升求解精度。

在拥挤度因子方面, 采用分段方式设计拥挤度, 试验后得到的分段拥挤度  $\delta$  计算公式见式 (8)。

$$\delta = \begin{cases} \delta, \varepsilon > \varepsilon_d \\ \tanh(\varepsilon^{-1})/n_f, \varepsilon < \varepsilon_d \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\delta$ ——拥挤度因子;

$\varepsilon$ ——收敛误差;

$\varepsilon_d$ ——收敛误差阈值。

当  $\varepsilon$  向 0 收敛时,  $\tanh(\varepsilon^{-1})$  收敛于 1, 则  $\delta$  数值也将收敛于 1。这时拥挤度因子几乎不会发挥作用, 以便防止训练早期算法陷入局部解。训练后期, 鱼群密度则不会受到限制, 以缩短算法训练时间, 提升寻优效率。

式 (8) 应用了双曲正切函数  $\tanh()$ , 计算方法见式 (9)。

$$\tanh(w) = (e^w - e^{-w}) / (e^w + e^{-w}) \quad (9)$$

式中:  $w$ ——辅助展示的变量符号。

AFSA 迭代过程中, 人工鱼可能会聚集在极值点周围, 落入局部最优解, 因此再对算法中的变异策略进行改进, 使用式 (10) 更新变异概率  $m$

$$m = m_{min} \times \frac{c}{d_{max}} \quad (10)$$

式中:  $m_{min}$ ——变异概率的初始值;

$c$ ——当前公告牌未被更新次数。

再将改进的 AFSA 与 GA 融合从而得到 GFSA 两者结合后的计算流程见图 2。

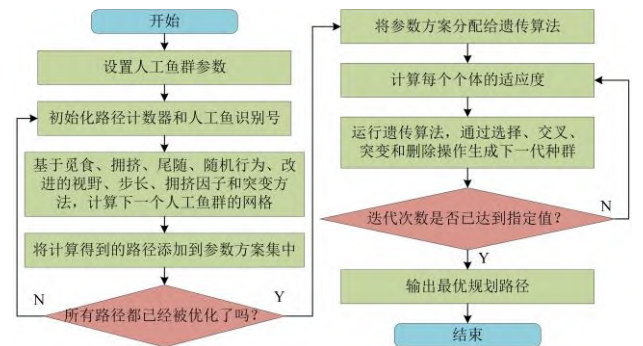


图 2 GFSA 算法计算流程图

Fig. 2 Algorithm calculation process GFSA

## 2.2 GFSA 搭载 ROS 的路径规划

路径规划工作离不开地图搭建, 考虑到实验场地的可获取性以及地形相似性, 本文选定的实验区域为

内蒙古工业大学的体育场。因为体育场和多数牧场一样，均为平面地形，且都具有因为草本植物或人造填充物带来的地表摩擦环境。在生成抽象地图或环境模型之前，需要设置一些规则。首先两个障碍物之间的间距小于机器人的通行距离，这两个障碍物应该被当作一个障碍物。其次对机器人进行路径规划研究时，为方便计算，将机器人看作质点，选用实用且规划结果查看简单的栅格法构建地图。考虑到学校体育场的日常运营需求、实验的计算量、场地条件，从内蒙古工业大学体育场中选取15m×15m的正方形区域构建实验地图。栅格法将选定的实验场地划分为多个边长为1m的正方形，便于确定障碍物的位置和大小信息。栅格地图中的所有栅格编号方式分为序号标识法与直角坐标法，前者即从研究场地左上角的栅格开始，依次按照从左到右、从上到下的顺序编号。设栅格直角坐标法编号中，以从左到右、从上到下顺序作为水平轴、垂直轴的正方形，将整个栅格地图左上角作为原点。构建出的实验地图见图3。

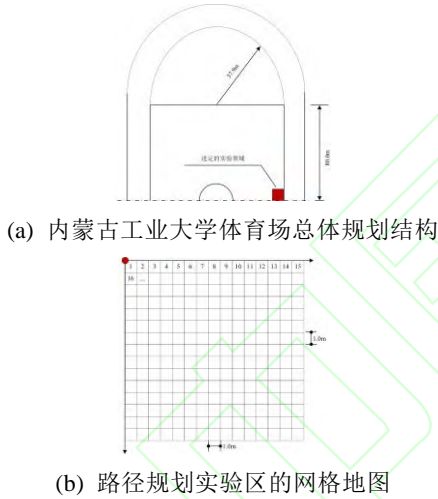


图3 基于内蒙古工业大学体育场区域的光栅化地图

Fig. 3 Rasterized map based on the Inner Mongolia University of Technology sports stadium area

直角坐标法与序号标识法的转换方法见式(11)、式(12)。

$$n = 15y + x + 1 \quad (11)$$

式中： $n$ ——序列号变量；

$(x, y)$ ——栅格所处的坐标。

$$\begin{cases} x = \text{mod}(n, 15) - 1 \\ y = \text{int}(n / 15) \end{cases} \quad (12)$$

式中： $\text{mod}$ ——取余数操作；

$\text{int}$ ——取整操作。

考虑到此次研究选取的实验区域较大，栅格较多，选用序号更加简洁的序号标识法更为合适。最后，

再对组成路径规划模型的GA算法模块进行设计。GA算法是一种成熟的智能优化算法，这里仅对其中需要特别关注的要点进行设计。首先选用式(13)来判断插入栅格后两栅格是否符合连续条件。

$$D = \max \{ \text{abs}(x_{i+1} - x_i), \text{abs}(y_{i+1} - y_i) \} \quad (13)$$

式中： $x_i, y_i$ ——栅格 $N_i$ 在直角坐标系的坐标值；

$x_{i+1}, y_{i+1}$ —— $N_{i+1}$ 的坐标值；

$\text{abs}$ ——取绝对值操作；

$D$ ——栅格连续判断变量。

如果式(13)中 $D$ 为1，代表两栅格为连续的，反之则说明两者不连续，需要使用中值法插入栅格，见式(14)。

$$\begin{cases} x'_i = \text{int}[(x_i + x_{i+1})/2] \\ y'_i = \text{int}[(y_i + y_{i+1})/2] \\ N'_i = x'_i + n^{1/2}y'_i + 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中： $N'_i$ ——按中值法计算出的插入栅格；

$x'_i, y'_i$ ——该栅格的对应坐标。

其次此次研究的问题为路径规划类型，将路径长度作为评价路径方案好坏的指标较为合适。因此设计出如式(15)所示的适应度函数<sup>[19]</sup>。

$$L = 1 + \frac{1}{\sum_U d(g_i, g_{i+1})} \quad (15)$$

式中： $U$ ——路径段总数量；

$d(g_i, g_{i+1})$ ——相邻两栅格之间的距离。

至此本文将GFSA搭载到ROS融合的巡检机器人路径规划系统设计完成，其整体运行结构见图4。

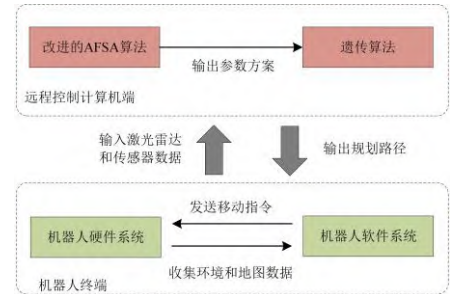


图4 GFSA 搭载 ROS 融合的巡检机器人路径规划系统结构

Fig. 4 Structure of the inspection robot path planning system, equipped with the GFSA algorithm integrated with ROS.

### 3 路径规划实验与分析

为测试本文设计的牧场巡检机器人系统的使用性能，设计并开展一项路径规划实验。实验中路径规划的地图为内蒙古工业大学体育场中选出的15m×15 m的正方形区域。

#### 3.1 GFSA性能对比结果分析

实验共分为两部分，第一部分是消融实验，目的是验证此次设计的GFSA在路径规划任务处理上的效果。第二部分是对比实验，目的是对比分析此次设计的GFSA与其余不同类型的常用路径规划算法在规划性能上的区别。消融实验中选择的所有算法方案分别有：传统的GA、传统的AFSA、使用改进AFSA优化GA初始种群的算法（以下简称AFSA+GA）、AFSA+GA中仅添加可变视野与步长改进的算法（以下简称AFSA1+GA）、AFSA+GA中仅添加拥挤因子改进的算法（以下简称AFSA2+GA）、AFSA+GA中仅添加改进变异方法的算法（以下简称AFSA3+GA）以及包含以上三种改进的方案（以下简称GFSA）。对比实验中选取的对比算法A-star算法(A\*)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、快速扩展随机树算法(Rapidly exploring random tree, RRT)。实验中涉及的全部算法参数均通过在常见设置范围内，按二分法多次试运行取最优方案的方式取得。试运行得到此次研究设计的GFSA方案的参数见表1。

表 1 GFSA 算法的参数方案

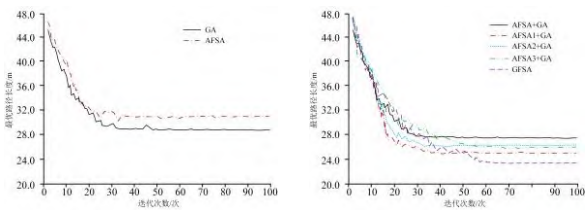
| Tab. 1 Parameter Scheme of GFSA Algorithm |                 |               |       |
|---|-----------------|---------------|-------|
| 序号  | 符号              | 含义            | 值     |
| 1   | $N_{max}$       | 人工鱼的总数量       | 20    |
| 2   | $R$             | 视野半径          | 5     |
| 3   | $\delta$        | 拥挤因子          | 0.8   |
| 4   | $try\_num$      | 觅食和搜索的最大次数    | 6     |
| 5   | $d_{max}$       | 迭代的最大次数       | 100   |
| 6   | $\lambda$       | 惯性系数          | 1.0   |
| 7   | $\varepsilon_d$ | AFSA 收敛误差阈值   | 0.03  |
| 8   | $m_{min}$       | AFSA 变异概率的初始值 | 0.28  |
| 9   | $\beta$         | 遗传算法种群大小      | 100   |
| 10  | $\chi$          | 遗传算法交叉概率      | 0.82  |
| 11  | $\Phi$          | 遗传算法变异概率      | 0.063 |
| 12  | $\gamma$        | 精英保留比例        | 3%    |

实验开始后，实验区域将按照障碍物占比或称障碍率，随机摆放障碍物，用以模拟牧场巡检机器人在使用中可能遇到的岩石、植物等障碍。每次实验的路径规划起点与终点均为实验区域的左上角第一个栅格与右下角最后一个栅格。

3.2 路径规划效果实验分析

消融实验后得到不同算法方案的训练过程统计结果，见图5。图中横轴代表训练迭代次数，纵轴代表输出的最优路线长度，不同曲线类型代表不同的算法方案。图5(a)展示的是没有改进的原始算法，图5(b)展示了各种改进的算法方案。由图5可知，训练开始后，各算法的最优路径长度不断减小并趋于稳定，而GFSA方案收敛后的最优路径长度最短。当迭代次数达到100次时，GA、AFSA、AFSA+GA、AFSA1+GA、AFSA2+GA、AFSA3+GA、GFSA的最优路径长度分别为31.7 m、

29.8 m、27.6 m、25.0 m、26.3 m、26.1 m、23.7 m。



(a) 未改进的传统算法 (b) 改进的算法

图 5 基于消融实验的各种算法训练过程对比

Fig. 5 Comparison of Training Processes of Various Algorithms in Ablation Experiments

对比各算法方案的规划路线，见图6。考虑到算法每次运行的结果不一致，因此每种算法均重复运行50次。图6横轴代表算法方案，纵轴含义与图5一致。观察图6可知，GA、AFSA、AFSA+GA、AFSA1+GA、AFSA2+GA、AFSA3+GA、GFSA的最优路径长度中位数分别为29.9 m、29.6 m、27.3 m、26.3 m、26.2 m、26.5 m、23.2 m。

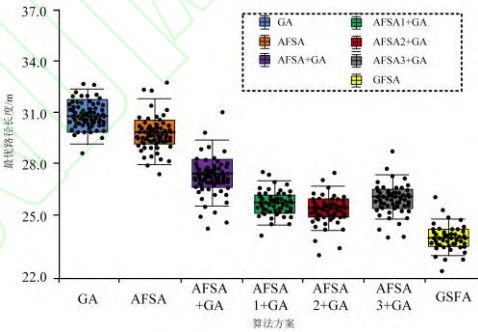


图 6 消融实验中各种算法测试结果的比较

Fig. 6 Comparison of Test Results of Various Algorithms in the Ablation Experiment

从图5、图6的分析结果可知，结合了可变视野与步长、拥挤因子改进、变异方法的GFSA规划出的路线最短，在这种巡检方式下，机器人的巡检效率最高，因此后续实验均选择GFSA与其余类型算法对比。使用GFSA开展多算法对比实验，得到它们在训练过程中的最优路径长度与平均路径长度数据，见图7。

观察图7可知，与图5类似的是，随着迭代次数的增长，各算法最优路径长度仍然呈现先减小后收敛的变化规律，说明算法训练正常。A\*收敛速度最快，在迭代24次后，即完成训练。当迭代次数达到70次后，认为各模型均完成训练，这时A\*、PSO、RRT、GFSA的最优路径长度分别为26.2 m、24.8 m、25.3 m、23.5 m。再从优化后的具体路径角度定性分析各算法，随机选出一测试结果的栅格地图，见图8。



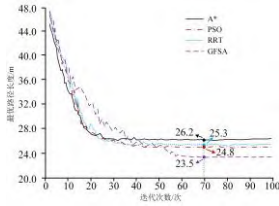


图 7 各算法训练中路径长度的比较

Fig. 7 Comparison of path lengths in training of multiple algorithms

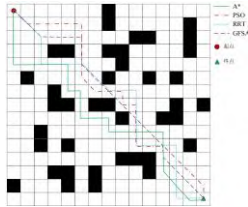


图 8 格网地图路径规划结果比较

Fig. 8 Comparison of Grid Map Route Planning Results

图中红色圆点、绿色三角分别代表路径的起点与终点。观察图8可知，此次研究设计的GFSA规划的路径总长度最小，且整体转弯幅度也明显小于其余算法，可以减少由于大幅度转弯带来的减速效果，从而有利于减少设备的使用损耗和故障，提高牧场巡检机器人的巡检效率。

实验均为在贴近牧场实际地形状态的障碍率条件下取得的，为验证算法在不同复杂地形条件下的路径规划能力，再调整地图中的障碍率多次实验，统计结果见图9。

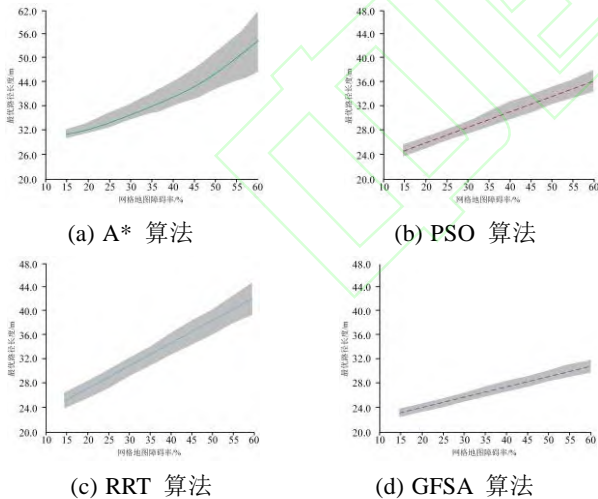


图 9 各算法在不同障碍率地图中路径规划实验

Fig. 9 Comparison of multiple algorithms for planning routes in maps with different obstacle rates

为提升统计精度，每种实验方案重复运行5次。图9中各子图横轴代表被测试的算法、纵轴代表对应的最优路径长度，灰色区域为对应算法规划的最优路径长度最大值与最小值组成的，各线条为五次平行实验最优路径的均值绘制而成。观察图9可知，随着地图障碍

率增长，A\*最优路径长度出现加速增长变化趋势，且规划结果的极值波动范围也在增长。其余三种算法最优路径长度随地图障碍率增长呈现的是线性变化规律。且GFSA的最优路径长度初始值、增长斜率均小于对比算法。说明GFSA的鲁棒性和适应性较好。

最后对比各算法在不同地图障碍率条件下的运行耗时与占用内存，数据按照“均值±标准差”形式展示，统计结果见表2。

表 2 各算法运行时间和内存使用比较

Tab. 2 Comparison of Running Time and Memory Usage of

Multiple Algorithms

| 障碍<br>物比<br>例/% | 计算时间/ms |        |        |        | 内存使用/MB  |          |          |          |
|-----------------|---------|--------|--------|--------|----------|----------|----------|----------|
|                 | A*      | PSO    | RRT    | GFSA   | A*       | PSO      | RRT      | GFSA     |
| 10              | 85±6    | 105±9  | 73±4   | 119±6  | 10.5±2.3 | 7.9±1.7  | 10.1±1.7 | 26.8±1.5 |
| 20              | 91±8    | 108±9  | 79±5   | 122±7  | 10.8±2.5 | 8.5±1.9  | 10.1±1.9 | 28.5±1.6 |
| 30              | 99±10   | 110±11 | 86±10  | 125±9  | 10.9±2.4 | 10.8±2.6 | 10.1±2.0 | 28.9±1.8 |
| 40              | 106±12  | 112±8  | 107±15 | 130±11 | 11.1±2.6 | 13.6±3.3 | 10.3±2.5 | 29.1±2.2 |
| 50              | 115±14  | 116±10 | 129±23 | 134±12 | 11.2±2.5 | 15.9±4.6 | 10.3±2.6 | 29.3±2.1 |
| 60              | 120±16  | 118±13 | 152±31 | 137±12 | 11.2±2.7 | 19.7±5.1 | 10.4±2.5 | 29.4±2.0 |

观察表2可知，A\*与RRT在各种障碍率下的计算耗时与占用内存均较低，这主要是因为这两种算法的计算复杂度较低。而GFSA的计算耗时与占用内存高于对比模型。例如在障碍率为50%条件下，A\*、PSO、RRT、GFSA的计算耗时与占用内存均值分别为115 ms、116 ms、129 ms、134 ms与11.2 MB、15.9 MB、10.3 MB、29.3 MB。

## 4 结论

为提高牧场巡检机器人的路径规划效果，针对AFSA 算法在牧场巡检路径规划的过程中易陷入局部最优解、规划的最优路径较长等问题，提出一种改进AFSA 算法融合 GA 算法得到的 GFSA 算法，将所提算法搭载到牧场巡检机器人上进行实验。

1) 在消融实验中，GFSA 算法能够显著降低路径规划的最优路径长度。实验过程中使用不同的优化方法对算法性能的提升有所差异，其中使用结合可变视野与步长、拥挤因子改进、变异方法的 GFSA 规划出的路线最短，其最优路径长度中位数为 23.2 m。采用其他改进方法的算法最优路径长度中位数均有所增加，其中传统 AFSA 和 GA 算法路径规划的效果最差。

2) 在对比实验中，与其他算法相比，GFSA 算法在路径规划方面表现出更优异的效果，规划出的路径整体转弯幅度显著较小，有助于降低由于大幅度转弯引起的速度减缓效应，从而有利于减少设备的使用损耗和故障风险，提高牧场巡检机器人的运行效率。

3) 鉴于牧场复杂环境和牲畜活动等因素可能对路径规划精度造成影响，本文在接近牧场实际地形状态的障碍率条件下，通过调整地图中的障碍率来考察不

同算法的适应性。随着地图障碍率增加, GFSA 算法的增长斜率均小于对比算法, 表明 GFSA 算法具有良好的鲁棒性和适应性。

设计的 GFSA 算法规划出的路径最短且路线转弯幅度小, 有利于减少设备的损耗, 提高牧场巡检的效率。其缺点在于 GFSA 算法计算耗时长, 内存占用高, 对硬件要求较高。为改进此问题, 后续研究可以考虑对算法进行优化, 如采用算法参数优化、优化算法结构、并行化计算等方式, 在保证牧场环境下路径规划准确可靠的同时, 尽可能地减少算法的计算耗时和内存占用。

### 参 考 文 献

- [1] Ma Y, Feng W, Mao Z, et al. Path planning of UUV based on HQPSO algorithm with considering the navigation error [J]. Ocean Engineering, 2022, 244: 110048.
- [2] 王杰, 经俊森, 陈正伟, 等. 基于Harris和卡尔曼滤波的农业机器人田间稳像算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 30-36, 53.  
Wang Jie, Jing Junsen, Chen Zhengwei, et al. Field image stabilization algorithm for agricultural robot based on Harris and Kalman filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 30-36, 53.
- [3] Yi H, Wang J, Hu Y, et al. Mechanism isomorphism identification based on artificial fish swarm algorithm [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2021, 235(21): 5421-5433.
- [4] Merci A, Anthierens C, Thirion-Moreau N, et al. A simulator of underwater glider missions for path planning [J]. Ocean Engineering, 2023, 269: 113514.
- [5] 常见, 任雁. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(2): 23-27.  
Chang Jian, Ren Yan. Robot Path planning based on improved genetic algorithm [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(2): 23-27.
- [6] 高明, 唐洪, 张鹏. 机器人集群路径规划技术研究现状[J]. 国防科技大学学报, 2021, 43(1): 127-138.  
Gao Ming, Tang Hong, Zhang Peng. Survey of path planning technologies for robots swarm [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2021, 43(1): 127-138.
- [7] Tian Q, Wang T, Wang Y, et al. A two-level optimization algorithm for path planning of bionic robotic fish in the three-dimensional environment with ocean currents and moving obstacles [J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 112829.
- [8] Zhang Y, Chen P, Chen L, et al. A path planning method for the autonomous ship in restricted bridge area based on anisotropic fast marching algorithm [J]. Ocean Engineering, 2023, 269: 113546.
- [9] Xue H. A quasi-reflection based SC-PSO for ship path planning with grounding avoidance [J]. Ocean engineering, 2022, 247: 110772.
- [10] Yan Z, Zhang J, Zeng J, et al. Three-dimensional path planning for autonomous underwater vehicles based on a whale optimization algorithm [J]. Ocean engineering, 2022, 250: 111070.
- [11] Zhang L, Zhang Y, Li Y. Mobile robot path planning based on improved localized particle swarm optimization [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(5): 6962-6972.
- [12] Zhao L, Wang F, Bai Y. Route planning for autonomous vessels based on improved artificial fish swarm algorithm [J]. Ships and Offshore Structures, 2023, 18(6): 897-906.
- [13] Li S, Li W, Wang Z, et al. Research and implementation of parallel artificial fish swarm algorithm based on ternary optical computer [J]. Mobile Networks and Applications, 2022, 27(4): 1397-1407.
- [14] 金秀章, 于静, 刘岳. 基于人工鱼群-径向神经网络的NO<sub>x</sub>预测模型[J]. 动力工程学报, 2021, 41(7): 551-557.  
Jin XiuZhang, Yu Jing, Liu Yue. NO<sub>x</sub> prediction model based on artificial fish swarm-radical basis function neural network [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2021, 41(7): 551-557.
- [15] 靳荔成, 刘一萱, 白瑞峰, 等. 面向校园多机器人协同巡查的路径规划虚拟仿真实验设计[J]. 实验技术与管理, 2023, 40(3): 93-99.  
Jin Licheng, Liu Yixuan, Bai Ruifeng, et al. Design of virtual simulation experiment of path planning for multi-robot cooperative patrol in campus [J]. Experimental Technology and Management, 2023, 40(3): 93-99.
- [16] 毕桂. 染色体重组鱼群算法的机器人导航路径规划[J]. 机械设计与制造, 2021(6): 197-201.  
Bi Gui. Robot navigation path planning based on chromosome recombination fish swarm algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(6): 197-201.
- [17] Zhao L, Bai Y, Wang F, et al. Path planning for autonomous surface vessels based on improved artificial fish swarm algorithm: a further study [J]. Ships and Offshore Structures, 2023, 18(9): 1325-1337.
- [18] Lyridis D V. An improved ant colony optimization algorithm



for unmanned surface vehicle local path planning with multi-modality constraints [J]. Ocean Engineering, 2021, 241: 109890.

[19] Xi L, Zhang F. An adaptive artificial-fish-swarm-inspired fuzzy C-means algorithm [J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(22): 16891-16899.

