武汉大学学报(理学版)
J. Wuhan Univ. (Nat. Sci. Ed.) 1~9

**DOI:** 10.14188/j.1671-8836.2026.0027

# 基于改进蚁群算法的多投料无人船任务规划

仝有为[1,2],刘海涛[1,2,3†],田雪虹[1,2,3†],麦青群[1,2,3],李星晨[1,2,3]

1. 广东海洋大学 机械工程学院,广东 湛江 524088;
2. 广东海洋大学深圳研究院,广东 深圳 518120;
3. 广东省海洋装备与制造工程技术研究中心,广东 湛江 524088

收稿日期:2026-03-04 † 通信联系人 E-mail:gdliuht@126.com(刘海涛),gdtianxh@126.com(田雪虹)

基金项目:广东省教育厅重点项目(2023ZDZX1005);广东省自然科学基金(2024A1515011345);广东省普通高校创新团队项目(2024KCXTD041);国家自然科学基金(52171346, 62171143)

第一作者:仝有为,男,硕士生,主要从事智能决策与算法优化研究。E-mail:18322086610@163.com

**摘 要**:为提高海洋牧场环境中多投料水面无人船(Unmanned Surface Vehicles,USV)任务的执行效率,提出了一种模块化分层的任务规划方法。该方法将复杂的任务规划问题分解为任务分配与路径规划两个单独决策的子问题。在任务分配过程中,针对常规蚁群算法难以同时兼顾多个优化目标的局限,通过设计多约束目标函数改进蚁群算法的寻优机制,使系统能够在任务、航程等多目标约束下获得全局最优分配方案。在路径规划阶段,引入利用Dubins方法优化后的快速探索随机树算法,为多投料USV生成能够适应海洋牧场环境的可行运动路径。仿真实验结果表明,所提方法有效解决了海洋牧场中多投料USV任务规划的核心挑战,显著提高了任务规划效率。

**关 键 词**:多投料无人船;任务规划;蚁群算法

**中图分类号**:U664.82 **文献标志码**:A **文章编号**:1671-8836(XXXX)XX-0001-09

# Task Planning for Multiple Feeding USVs Based on Improved Ant Colony Algorithm

**TONG Youwei[1,2], LIU Haitao[1,2,3†], TIAN Xuehong[1,2,3†], MAI Qingqun[1,2,3], LI Xingchen[1,2,3]**

1. School of Mechanical Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, Guangdong, China;
2. Shenzhen Institute of Guangdong Ocean University, Shenzhen 518120, Guangdong, China;
3. Guangdong Engineering Technology Research Center of Ocean Equipment and Manufacturing, Zhanjiang 524088, Guangdong, China

**Abstract**: To improve the operational efficiency of multi-feeding Unmanned Surface Vehicles (USVs) in marine ranch environments, a modular hierarchical task planning method is proposed. This method decomposes the complex task planning problem into two separate sub-problems: task allocation and path planning. In the task allocation process, to address the limitation of conventional ant colony algorithms in simultaneously balancing multiple optimization objectives, a multi-constrained objective function is designed to enhance the optimization mechanism of the ant colony algorithm, enabling the system to obtain a globally optimal allocation scheme under multiple objectives such as task requirements and voyage distance. In the path planning stage, the rapidly-exploring random tree algorithm optimized by the Dubins method is introduced to generate feasible motion paths for multi-feeding USVs that can adapt to the marine ranch environment. Simulation experimental results demonstrate that the proposed method effectively addresses the core challenges of multi-feeding USV task planning in marine ranches and significantly improves task planning efficiency.

**Key words**: multiple feeding unmanned surface vehicles; task planning; ACO (ant colony optimization algorithm)

引用格式:仝有为,刘海涛,田雪虹,等. 基于改进蚁群算法的多投料无人船任务规划[J]. 武汉大学学报(理学版),XXXX,XX(XX):1-9. DOI:10.14188/j.1671-8836.2026.0027.

TONG Youwei,LIU Haitao,TIAN Xuehong,*et al*. Task Planning for Multiple Feeding USVs Based on Improved Ant Colony Algorithm [J]. *J Wuhan Univ (Nat Sci Ed)*,XXXX,XX(XX):1-9. DOI:10.14188/j.1671-8836.2026.0027(Ch).

## 0 引 言

海洋牧场是推动海洋经济高质量发展的重要代表[1]。随着海洋物联网监测系统的快速研发与实地部署,海洋牧场正从传统养殖模式向智慧养殖模式跨越升级,其高效化作业需求也因此不断增长[2-3]。传统载人船舶作业模式逐渐暴露出响应迟缓、效率低下、受海洋环境影响显著等诸多弊端,难以实时满足作业需求。水面无人船(Unmanned Surface Vehicle,USV),作为智能化海上设备代表,凭借成本低、效率高、环境适应性强的优势,为海洋牧场的投料问题提供了一种全新的解决方案并具有广阔的应用前景[4]。要使投料USV高效完成日益复杂的任务指令,同时保证在多变的海洋环境中能够安全的自主作业,高效的任务规划方法是关键保障之一。在单艘投料USV的任务规划中,研究通常只侧重于对任务命令的快速响应,避免环境干扰等,在实际的应用中,随着任务区域的增加,任务量的增多,单一的投料USV也开始表现出续航能力有限、效率低等缺点[5]。因此,多投料USV的协作可提高整体的运营效率,减少任务完成的时间,并使整体系统的鲁棒性得以增强。海洋牧场中的投料任务需要考虑多种需求[6]。在任务分配层面,各作业点具有明确的饲料容量约束,需将投料USV的携带量与任务点需求进行匹配,进而求取全局最优的任务分配方案。在环境建模层面,海洋牧场中的深海网箱可抽象为静态障碍物,构成投料无人船路径规划的约束条件。此时基站需要基于每个投料USV的任务执行列表与海洋牧场具体环境进行详细的运动路径规划,以确保最终航行的安全性[7]。因此,多投料USV协作的任务规划可分解为任务分配和路径规划两部分。

在执行多艘投料USV的任务分配时,此问题可以在数学上被视为一种类似于车辆路径问题(Vehicle Routing Problem,VRP)的组合优化问题进行解决[8]。其具有非确定性多项式困难(Non-deterministic Polynomial hard,NP-hard)的特点。为了解决此类问题,通常可以使用精确算法或启发式算法进行求解[9]。然而精确算法在处理高维问题时,无法提供准确的解决方案[10]。与精确算法相比,启发式算法则完全不同。启发式算法可以为任何维度提供解决方案,并且极大提高计算效率,因此它被证明是精确算法更好的替代方案,也促进了各类算法的应用,如遗传算法(Genetic Algorithm,GA)、蚁群算法(Ant Colony Optimization,ACO)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization,PSO)等启发式算法的应用[11-13]。胡红波等[14]提出了一种改进了GA算法的免疫遗传算法(Immune Genetic Algorithm,IGA),避免GA算法陷入“早熟”的缺陷,从而高效求解多目标优化问题。周新鹏等[15]采用改进的ACO算法求解该目标函数,通过对启发式函数与挥发系数进行改进,避免了算法陷入局部最优解,使得无人机能够按照解决任务分配问题。赵冬梅等[16]针对传统离散PSO算法易陷入局部最优、收敛速度较慢等缺点,通过引入交叉和变异的粒子更新机制以避免早熟收敛,改进了离散PSO算法。然而,这些算法的改进未考虑到多重目标的最优解情况,如多USV系统的路径情况等信息。Cui等[17]在现有的双延迟深度确定性策略梯度算法(Twin Delayed Deep Deterministic policy gradient,TD3)中增加了长短期记忆机制,丰富了其对相关历史状态信息的关注,从而解决了无人驾驶汽车的自主决策问题。Zhang等[18]提出了一种基于改进深度强化学习的多无人船任务规划方法,将任务分配与自主避障分解为子问题,并结合价值分解网络与分层机制等,有效提升了任务规划的效率。然而,使用强化学习算法进行任务规划时需要同时考虑路径优化和路径安全性。两者在复杂场景中任务优先级问题难以平衡,容易发生冲突。

路径规划涉及对于投料USV在任务环境中的规划全局安全路径问题。在以往的众多研究中,解决此类问题一般为传统基于模型方法[19],如A星算法(A*)、人工势场算法(Artificial Potential Field,APF)和快速探索随机树(Rapidly Exploring Random Tree,RRT)算法等[20],其优势在于计算逻辑直观,在简单且已知的场景中效率高。其中,RRT算法通过快速扩展一组树状轨迹探索配置空间,促进可行路径的识别[21],该算法有着高效的探索能力与很强的环境适应性。周春辉等[22]为提高RRT算法搜索速度,通过偏置采样在采样空间中选取采样点,增强目的性,减少路径转向次数和路径长度,使得最终生成的路径相对平滑。

本文提出了一种多投料USV的任务规划方法,采用模块化分层框架方式,将复杂任务规划问题分为任务分配与路径规划两个子问题进行分层处理。在任务分配阶段,设计了包含最短运动距离、投料需求和路径质量约束的协同优化目标函数对ACO算法进行改进,使其能够基于多重目标约束获得更高效的任务分配结果。在路径规划层面采用优化后的RRT算法进行投料USV的最优路径规划,以

此获得每个投料USV最终的安全运动路径。

## 1 基础设定

### 1.1 任务环境

在海洋牧场养殖过程中,物联网监测系统借助传感器与高清视频监控设备,能够实时监测重力式养殖网箱中鱼类的饲料投喂需求。系统在识别到饲料存量不足时,立即向管理基站发送需投喂网箱区域的具体信息与相应的投喂量需求。管理基站在接收到信号后,迅速派出投料USV前往指定区域执行投喂任务。

设投料USV集合$U=\{U_1,U_2,\cdots,U_N\},N\in\mathbb{N}^*$,其中每个元素代表一个投料USV的编号;任务点集合$T=\{T_1,T_2,\cdots,T_M\},M\in\mathbb{N}^*$。

本研究的核心目标是通过派遣投料USV完成所有任务点的投喂需求量。每个任务点只访问一次,且所有投料USV在完成全部任务后都必须返回统一的停靠点位置。

### 1.2 多投料USV任务规划框架

基于上述任务环境,本文所设计的多投料USV任务规划框架如图1所示,它主要由两个部分组成:任务分配规划器和路径规划器。

任务分配规划器:其核心功能是为多投料USV系统生成全局最优的任务执行列表。USV在执行任务时,一方面,要考虑海洋牧场环境中的投料任务存在投喂饲料量的需求;另一方面,要考虑任务分配的结果会影响到后续路径规划器的结果。因此,任务分配规划器必须考虑多个约束的优化目标函数,如任务点饲料需求量目标、投料USV的运动距离目标和路径质量目标等,并最终获得每个投料USV最优的任务点执行列表。在本研究中,任务分配规划器通过改进的ACO算法来解决此问题。

路径规划器:其核心功能是为每个投料USV生成无碰撞的可行路径,确保在海洋牧场环境中安全、高效地抵达目标位置。在本研究中,采用RRT路径规划算法作为路径搜索方法,避开环境中的深海网箱,找到一条符合各投料USV任务执行所需的可行路径。

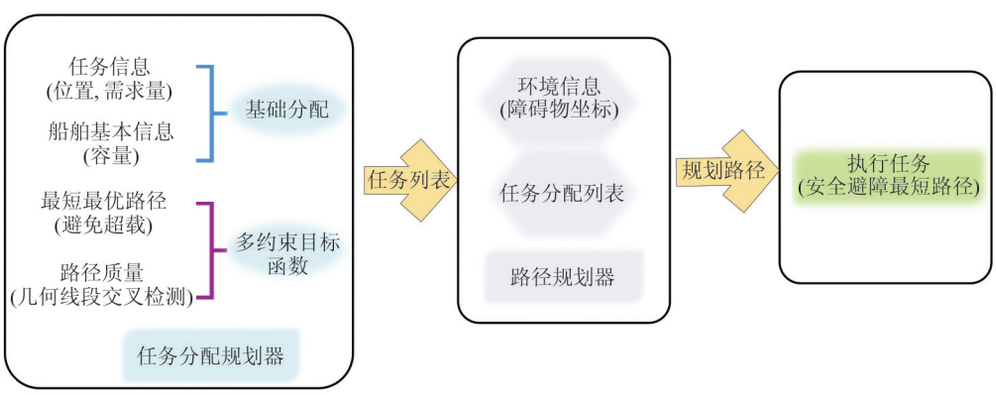



图1 任务规划框架

Fig. 1 Task planning framework

## 2 改进的ACO算法

为解决投料USV的任务分配问题,本研究构建了一种改进ACO算法,该算法考虑了多个约束目标函数并实现任务点的高效分配。图2展示了改进ACO算法的流程图。

### 2.1 ACO算法

ACO算法的原理是利用蚂蚁集群觅食过程中的信息素传递机制,实现任务的全局最优分配。ACO算法包含两个部分:路径构建和信息素更新。路径构建需要计算蚂蚁$k$从当前位置$i$移动到下一个位置$j$的概率:

$$p_{ij}^k(t)=\begin{cases}\dfrac{\left[\tau_{ij}^k(t)\right]^{\alpha}\left[\eta_{ij}^k(t)\right]^{\beta}}{\sum\limits_{s\in \mathrm{allowed}_k}\left[\tau_{is}^k(t)\right]^{\alpha}\left[\eta_{is}^k(t)\right]^{\beta}}, & \text{if } j\in \mathrm{allowed}_k\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{1}$$

式中:$p_{ij}^k(t)$表示状态转移概率;$\tau_{ij}$表示两节点之间存留的信息素;参数$\alpha$为信息素启发因子,控制着信息素$\tau_{ij}$对路径选择的影响程度;$\eta_{ij}^k$表示启发式信息;$\beta$是期望值启发因子,控制着$\eta_{ij}^k$启发式信息的影响程度;$\mathrm{allowed}_k$则表示尚未访问过的节点集合。

信息素浓度$\tau_{ij}$更新公式如下:

$$\tau_{ij}(t+1)=(1-\rho)\cdot\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij} \tag{3}$$

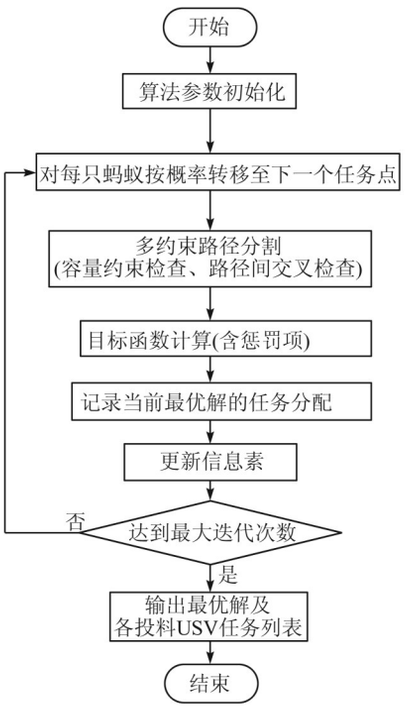



图 2 改进ACO算法的流程图

Fig. 2 Flowchart for the optimizing ACO algorithm

$$\Delta\tau_{ij}=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^{k} \tag{4}$$

$$\Delta\tau_{ij}^{k}(t)=\begin{cases}\dfrac{Q}{L_{\text{best}}}, & (i,j)\in \text{path}_t\\ 0, & (i,j)\notin \text{path}_t\end{cases} \tag{5}$$

式中:$m$表示蚂蚁的数量,$Q$是常数,$\text{path}_t$表示蚂蚁所走的最佳路径,$L_{\text{best}}$是当前迭代最优路径的长度,$\rho$为信息素的蒸发速率,$\Delta\tau_{ij}$表示蚂蚁信息素的增量。

### 2.2 多约束目标函数设计

目标函数的设定引导ACO算法在可行解空间内进行高效搜索,并找到满足约束条件的最优解,一般情况下ACO算法通常用于单目标优化。本文创新性地融合了多重约束目标函数。

首先,关于任务方面,考虑到投料USV与海洋牧场任务环境深度整合的约束问题,每个任务点都被赋予了特定的执行需求,每艘投料USV都有一个最大任务执行能力$V_{\text{MAX}}$。如果在任务分配后累积的任务需求量超过了这一能力,就会施加一个容量惩罚系数$P_r$,以确保完成的任务数量最大化。

其次,关于路径方面,为保证分配结果中各投料USV能够安全的运动,不会与其他投料USV发生碰撞,因此在任务分配阶段考虑了此路径质量问题,防止不同投料USV的路径在空间上交叉。设计核心原则为任何两条路径(不同投料USV)不能相交,之后以几何线段相交检测为基础,采用几何碰撞检测,识别任务点序列组成的路径中是否存在交点,最终通过惩罚机制引导算法避开交叉,每个检测到的交叉点都将被惩罚,从而提高后续投料USV操作中的路径安全性。

本文设计了一个包含多重约束条件的目标函数$F_T$,其目的是在满足负载约束与路径质量约束条件的同时,最小化每艘投料USV任务执行时的总行驶距离。

$$F_T=F_d+P_rF_v+P_oF_j \tag{6}$$

式中:$F_d$表示行驶距离约束条件,$F_v$表示供需容量约束条件,$F_j$表示路径质量约束条件,$P_r$为容量惩罚系数,$P_o$为路径质量惩罚系数,通过固定惩罚系数($P_r$、$P_o$)将不同量纲的约束违反量归一化处理后统一加入到目标函数中,形成加权求和的形式。

$$F_d=\sum_{k=1}^{Z}d(r_k) \tag{7}$$

式中:固定数量的投料USV为$Z$,$r_k$是每条路径任务点的访问序列。$d$表示两节点间的欧几里得距离,如下式所示:

$$d(r_k)=d_{0,r_{k,1}}+\sum_{t=1}^{|r_k|-1}d_{r_{k,t},r_{k,t+1}}+d_{r_{k,|r_k|},x} \tag{8}$$

$$F_v=\sum_{k=1}^{Z}\left[\sum_{i\in r_k}q_i-V_{\text{MAX}}\right] \tag{9}$$

式中:$q_i$表示节点路径中任务点的需求。

$$F_j=N_{\text{cross}}(R) \tag{10}$$

式中:$R$为所得路径集合,$N_{\text{cross}}$为检测的路径交叉点数量。

## 3 RRT-Dubins算法

为解决投料USV在海洋牧场环境中的安全路径规划问题,本研究在任务分配结果的基础上,采用了一种优化的RRT算法。具体而言,通过在标准RRT框架中引入Dubins路径,形成了RRT-Dubins算法,以生成满足投料USV运动学约束(最小转弯半径)且能有效规避深海网箱等静态障碍物的可行路径。

标准RRT算法基于随机采样策略探索空间,并以树状结构逐步拓展。该树以起始位置为根节点,通过在空间中随机生成新节点持续向未知区域扩展,以探索可行路径。随着树的生长逐步覆盖任务空间,最终找到从起点到达终点的路径。RRT算法的核心流程如算法1所示。

考虑到投料USV本身受最小转弯半径的制

**算法 1 RRT算法**

输入 $q_{start}$, $q_{goal}$, $N$

输出 Path

```
T←InitializeTreeSets (q_start)   #初始化
for i = 1 to N do
    q_rand←Sample (i)   #随机采样
    q_near←Nearest (T,q_rand) #找到距离 q_rand 最近的树节点
    q_new, Path←SteerDubins (q_near,q_rand,ρ_min) #从 q_near 向 q_rand 方向扩展步长,生成新节点
    if Path ≠ ∅ and CollisionFree (Path,O) then#碰撞检测
        T←AddNote (q_near,q_new,Path) #将新节点添加到树上
        T←AddEdge (q_new,q_near) #连接新节点与最近节点
    end if
end for
if distance(q_new,q_goal) < threshold then #检查是否到达目标
return Path(T,q_goal)#返回路径
```

约,导致标准RRT所生成的路径往往无法由投料USV执行。为此,本研究将Dubins路径引入RRT框架中,使RRT树的每一次扩展均生成满足给定最小转弯半径的圆弧-直线组合路径,从而确保规划结果的可行性。具体改进方案如算法2所示。

Dubins路径指在给定最大曲率约束下,由圆弧段(L表示左转、R表示右转)与直线段(S)按六种基本形式(LSL、LSR、RSL、RSR、LRL、RLR)之一拼接而成的路径。该路径符合投料USV的运动特性,同时严格保证路径的曲率连续性。在标准RRT框架中,Steer函数通常沿$q_{near}$朝$q_{rand}$的方向以固定步长扩展并获得新节点$q_{new}$。改进后的Steer-Dubins函数能够在考虑最小转弯半径$\rho_{min}$约束的前提下,求解连接两节点的Dubins曲线。该函数不以固定步长简单延伸,而是计算由$q_{near}$到$q_{rand}$且满足曲率连续约束的最短可行Dubins路径。函数返回沿该Dubins路径运动所得的新节点$q_{new}$及对应的路径段。当无法获得满足约束的可行路径时,函数将返回空路径,从而确保扩展过程始终严格遵循投料USV的运动特性。

**算法 2 RRT-Dubins算法**

输入 $q_{start}$, $q_{goal}$, $N$, $O$, $\rho_{min}$

输出 $P$

```
T←InitializeTreeSets (q_start)
for i = 1 to N do
    q_rand←Sample (i)
    q_near←Nearest (T,q_rand)
    q_new, Path←SteerDubins (q_near,q_rand,ρ_min)
    if Path ≠ ∅ and CollisionFree (Path,O) then
        T←AddNote (q_near,q_new,Path)
        T←AddEdge (q_new,q_near)
    end if
end for
if distance(q_new,q_goal) < threshold then
return P
```

## 4 仿真实验

本部分针对海洋牧场环境的投料任务进行了数值模拟分析,旨在验证所提出的任务规划方法的可行性和效率。以海洋牧场作为任务场景,重点评估所提出的任务规划方法中每个组成部分的有效性。首先基于一定数量的投料USV执行任务分配,随后考虑路径规划,以验证能够生成基于各投料USV任务执行列表的安全路径。

在海洋牧场任务环境模拟中,我们设定了一个300像素×300像素的正方形任务区域(1像素相当于3 m)。在该任务区域内,随机布置了不同数量的任务目标点,并将任务点的喂食要求设定为50 kg。仿照海洋牧场养殖的模块化矩形排列布局,在整个模拟环境区域中均匀分布圆形深海网箱。投料USV的初始位置部署在该区域下方的管理基站处,坐标为(150,10)。该基站配备了4台规格相同的投料USV。ACO算法使用参数如表1所示,改进RRT算法使用参数如表2所示。

**表 1 改进ACO算法使用参数**

**Table 1 The parameters used by the optimizing ACO algorithm**

| 参数 | 数值 |
|---|---|
| 信息启发式因子 | 1.0 |
| 期望启发式因素 | 4.0 |
| 信息素挥发因子 | 0.1 |
| 迭代次数 | 500 |
| 精英增强系数 | 2.0 |
| 容量惩罚系数$P_r$ | 100 |
| 路径质量惩罚系数$P_o$ | 10 |

**表 2 RRT-Dubins算法使用参数**

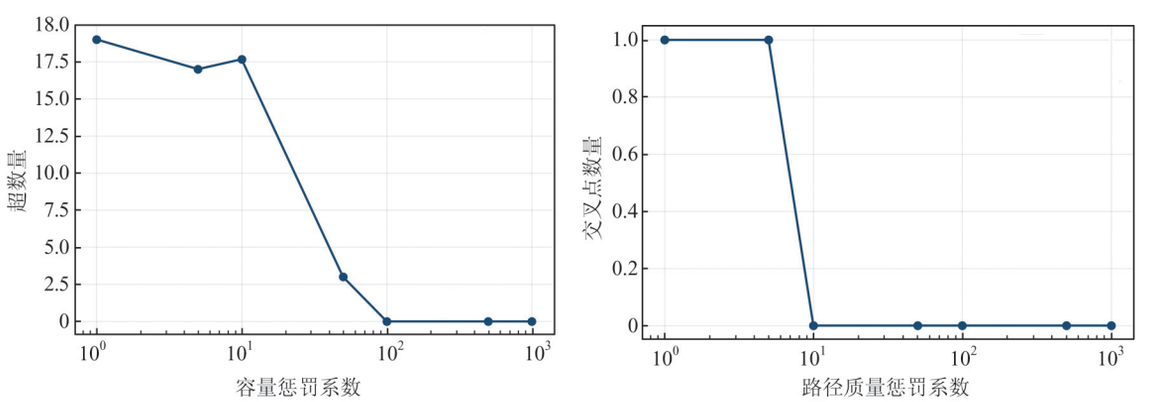
**Table 2 The parameters used by the RRT-Dubins algorithm**

| 参数 | 数值 |
|---|---|
| 扩展步长 | 30.0 |
| 随机树扩展的最大节点数 | 500.0 |
| 碰撞检测离散步长 | 15.0 |

针对容量惩罚系数和路径质量惩罚系数,采用了局部敏感性分析实验进行测试,实验结果如图3所示。在任务分配阶段,考虑环境中任务点的当前情况、基站内投料USV的容量限制等因素的情况下,通过改进ACO算法计算出任务点执行列表,每个投料USV根据任务列表中的信息依次执行每个任务。

图4与图5对比了改进ACO算法、ACO-GA算法以及ACO算法的任务分配结果。图4展示了在8个随机分布任务点场景下三种算法所得的任务分配方案,每个投料USV的最大饲料载设定重量为300 kg。图5将任务点数量增加到12个,进一步对比了三种方法的分配效果。表3列出了上述分配结果的数据。

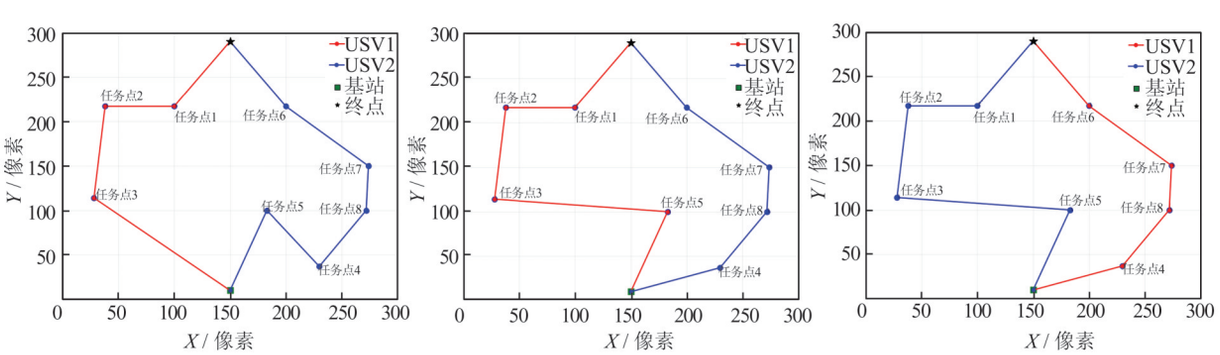
根据表3中的任务分配数据,通过对不同任务点数量(8个与12个)的仿真对比可以发现,改进后的ACO算法在总行驶距离、路径交叉点数量以及计算时间三个关键指标上均优于ACO算法以及ACO-GA算法。具体而言,当任务点数量为8时,改进ACO算法与ACO-GA算法的总行驶距离虽然均为902.80,路径交叉点数量为0,但改进ACO算法相较于ACO-GA算法具有更短的计算时间。当任务点数量为12时,改进ACO算法的总行驶距离为1 432.61,低于ACO算法的1 479.81和ACO-GA算法的1 451.28,改进ACO算法生成的路径交叉点数量为0,而ACO-GA算法存在1处交叉。同时,改进ACO算法的计算时间最短。改进ACO算法性能提升的原因是,在任务分配阶段构建了多约束协同优化目标函数。目标函数中引入了供需容量惩罚项和基于几何碰撞检测的路径交叉惩罚项,使得改进ACO算法在任务点数量增加、约束条件复杂化的情况下,仍然能够获得总行驶距离更短、无路径交叉且计算时间最短的结果,显著提升了多投料无人船任务规划的整体效率与安全性。




(a) 容量惩罚系数敏感性分析 (b) 路径质量惩罚系数敏感性分析

图3 惩罚系数敏感性分析

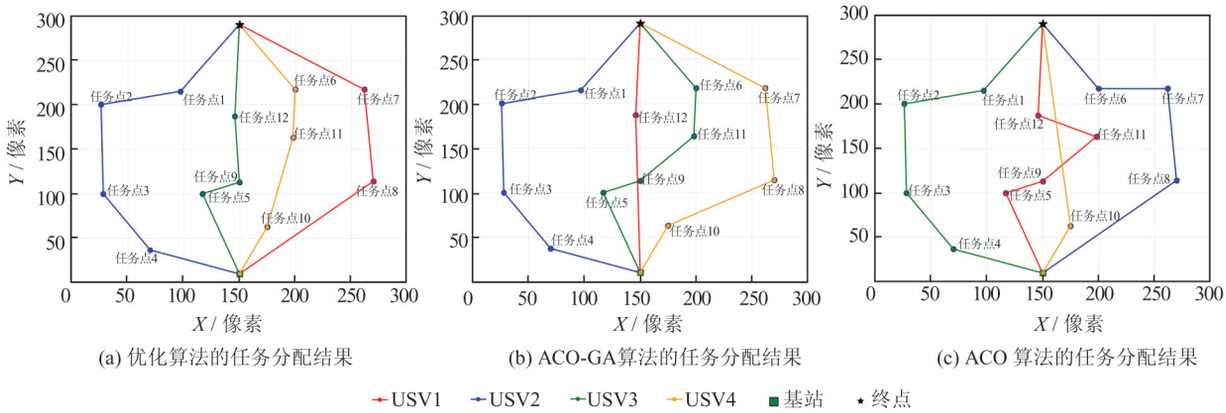
Fig. 3 Punishment coefficient sensitivity analysis




(a) 优化算法的任务分配结果 (b) ACO-GA算法的任务分配结果 (c) ACO算法的任务分配结果

图4 8个任务点的分配结果

Fig. 4 The allocation results of 8 task points




(a) 优化算法的任务分配结果　(b) ACO-GA算法的任务分配结果　(c) ACO 算法的任务分配结果

图 5　12个任务点的分配结果

Fig. 5　The allocation results of 12 task points

**表 3　任务分配数据**

**Table 3　Task allocation data**

| 方法 | 任务数量 | 投料USV数量 | USV编号 | 提供饲料容量/kg | 单船行驶距离/像素 | 总行驶距离/像素 | 交叉点数量 | 计算时间/s |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ACO算法 | 8 | 2 | USV1 | 200 | 505.46 | 903.95 | 0 | 4.02 |
| | | | USV2 | 200 | 398.50 | | | |
| | 12 | 4 | USV1 | 50 | 296.12 | 1 479.81 | 2 | 17.20 |
| | | | USV2 | 200 | 355.69 | | | |
| | | | USV3 | 200 | 424.57 | | | |
| | | | USV4 | 150 | 403.42 | | | |
| ACO-GA算法 | 8 | 2 | USV1 | 150 | 414.28 | 902.80 | 0 | 3.23 |
| | | | USV2 | 250 | 488.52 | | | |
| | 12 | 4 | USV1 | 50 | 280.12 | 1 451.28 | 1 | 15.37 |
| | | | USV2 | 200 | 424.57 | | | |
| | | | USV3 | 200 | 343.16 | | | |
| | | | USV4 | 150 | 403.42 | | | |
| 改进ACO算法 | 8 | 2 | USV1 | 150 | 414.28 | 902.80 | 0 | 2.24 |
| | | | USV2 | 250 | 488.52 | | | |
| | 12 | 4 | USV1 | 100 | 395.80 | 1 432.61 | 0 | 13.73 |
| | | | USV2 | 150 | 308.51 | | | |
| | | | USV3 | 200 | 424.57 | | | |
| | | | USV4 | 150 | 303.73 | | | |

由于在求解最优任务分配阶段,任务分配算法仅以任务点坐标、容量约束及路径交叉惩罚为优化目标,未考虑深海网箱等静态障碍物的空间分布。因此,需在任务分配完成后,由路径规划器为每艘投料USV生成能够安全避开障碍物且满足运动学约束的可行路径。路径规划器根据每个任务点之间的路径来生成结果,如图6所示。绿色分支路径是由RRT-Dubins生成的各种探索路径,而红色路径为输出的最优路径。RRT-Dubins将Dubins运动学扩展与RRT的随机采样、碰撞检测和渐进优化机制相结合,能够有效规避环境中分布的圆形深海网箱。由于Dubins运动学需要考虑起点和终点的朝向角,各投料USV规划出的路径均保持平滑、连续,并严格避开所有障碍区域。相较于传统RRT生成的折线路径,RRT-Dubins显著提升了规划路径的运动学可行性与轨迹平滑性,为任务分配结果在实际作业中的高效、安全执行提供了保障。

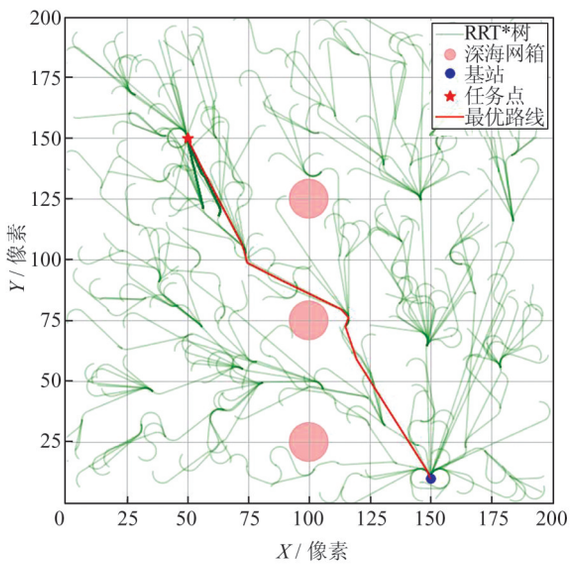



图 6 RRT-Dubins路径规划

Fig. 6 RRT-Dubins Path planning

以图4(a)改进ACO算法生成的任务分配结果为例,图7展示了各投料USV采用RRT-Dubins算法得到访问各任务点的任务规划结果。

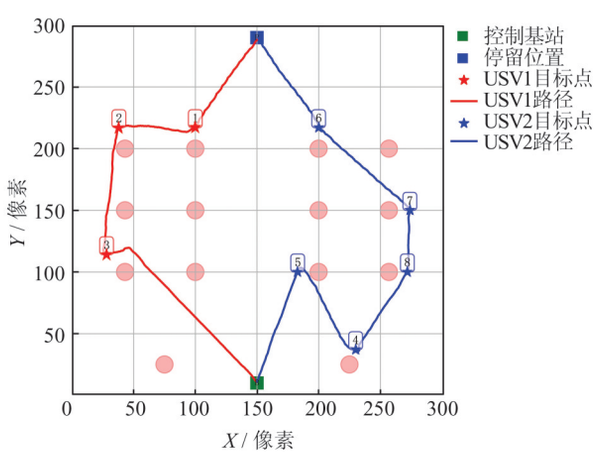



图 7 任务规划结果

Fig. 7 Task planning result

## 5 结 语

本研究提出了一种多投料USV的任务规划方法。该方法通过模块化层次结构实现复杂问题的系统分解与优化。在任务分配过程中,通过联合多重约束的目标函数改进了ACO算法,实现了投料任务的高效分配,提高了资源利用效率和协作合理性。在路径规划过程中,RRT提高了路径的可执行性和最优性。实验仿真分析验证了该方法的有效性。

本文算法应用假设环境中的障碍物均为静态,尚未考虑动态障碍物(如移动船只、漂浮物等)对任务分配与路径执行的影响情况。这可能导致在实际水域环境中路径碰撞风险显著增加,任务执行的鲁棒性与安全性难以保障。因此,在今后的研究中,我们将增强对动态障碍物的规避能力,并在实际场景中进行验证,进一步缩小理论模拟与实际应用之间的差距。

## 参考文献:

[1] 徐晓荣. 智慧型海洋牧场发展研究[J]. 南方农机, 2023, **54**(5): 167-169. DOI: 10.3969/j.issn.1672-3872.2023.05.049.

XU X R. Research on the development of intelligent marine ranch[J]. *China Southern Agricultural Machinery*, 2023, **54**(5): 167-169. DOI: 10.3969/j.issn.1672-3872.2023.05.049 (Ch).

[2] 吉永晋, 高翔, 刘子飞, 等. 国内外海洋牧场发展分析——兼及江苏省典型海洋牧场案例[J]. 农业展望, 2025, **21**(4): 67-76. DOI: 10.3969/j. issn. 1673-3908.2025.04.009.

JI Y J, GAO X, LIU Z F, *et al*. Analysis of the development of marine pastures at home and abroad—A case study of typical marine pastures in Jiangsu Province[J]. *Agricultural Outlook*, 2025, **21**(4): 67-76. DOI: 10.3969/j.issn.1673-3908.2025.04.009 (Ch).

[3] 王建惠, 赵万里. 我国海洋牧场高质量发展管理机制研究[J]. 中国渔业经济, 2025, **43**(2): 1-9. DOI:10.3969/j.issn.1009-590X.2025.02.001.

WANG J H, ZHAO W L. Study on the management mechanism for high quality development of marine ranching in China[J]. *Chinese Fisheries Economics*, 2025, **43**(2): 1-9. DOI:10.3969/j.issn.1009-590X.2025.02.001 (Ch).

[4] 郑华荣, 魏艳, 瞿逢重. 水面无人艇研究现状[J]. 中国造船, 2020, **61**(S1): 228-240.

ZHENG H R, WEI Y, QU F C. Review on recent developments of unmanned marine surface vessels[J]. *Shipbuilding of China*, 2020, **61**(S1): 228-240 (Ch).

[5] 卜晓东, 袁红刚, 褚福照, 等. 基于群体协同的无人水面艇任务优化策略研究[J]. 高科技与产业化, 2024, **30**(8): 17-19. DOI:10.26927/j.cnki.hitech.2024.08.004.

BU X D, YUAN H G, CHU F Z, *et al*. Research on task optimization strategy for unmanned surface vehicles based on group collaboration[J]. *High—Technology & Commercialization*, 2024, **30**(8): 17-19. DOI: 10.26927/j.cnki.hitech.2024.08.004 (Ch).

[6] 平洋, 刘文斌, 缪正元, 等. 智能无人艇研究现状及关键问题发展趋势[J]. 船舶工程, 2023, **45**(2): 61-69. DOI: 10.13788/j.cnki.cbgc.2023.02.08.

PING Y, LIU W B, MIAO Z Y, *et al*. Research status and development trend of intelligent unmanned surface vehicle[J]. *Ship Engineering*, 2023, **45**(2): 61-69. DOI: 10.13788/j.cnki.cbgc.2023.02.08 (Ch).

[7] 马向峰, 韩玮, 谢杨柳. 水面无人艇任务规划系统分析[J]. 舰船科学技术, 2019, **41**(12): 54-57. DOI: 10.3404/j.issn.1672-7649.2019.12.012.
MA X F, HAN W, XIE Y L. Analysis and research on mission planning system of USV[J]. *Ship Science and Technology*, 2019, **41**(12): 54-57. DOI: 10.3404/j.issn.1672-7649.2019.12.012. (Ch).

[8] LIU Y C, BUCKNALL R. Efficient multi-task allocation and path planning for unmanned surface vehicle in support of ocean operations[J]. *Neurocomputing*, 2018, **275**: 1550-1566. DOI: 10.1016/j.neucom.2017.09.088.

[9] 周生伟, 蒋同海, 张荣辉. 改进遗传算法求解VRP问题[J]. 计算机仿真, 2013, **30**(12): 140-143. DOI: 10.3969/j.issn.1006-9348.2013.12.033.
ZHOU S W, JIANG T H, ZHANG R H. Improved genetic algorithm for VRP[J]. *Computer Simulation*, 2013, **30**(12): 140-143. DOI: 10.3969/j.issn.1006-9348.2013.12.033 (Ch).

[10] 苏涛, 韩庆田, 李文强, 等. VRP问题蚁群算法研究[J]. 计算机与现代化, 2012(11): 18-21. DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2012.11.005.
SU T, HAN Q T, LI W Q, *et al*. Research on VRP problem based on ant colony algorithm[J]. *Computer and Modernization*, 2012(11): 18-21. DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2012.11.005 (Ch).

[11] 张旭东, 于丽娅, 李少波, 等. 元启发式算法在植保无人机路径规划中的研究进展[J]. 农机化研究, 2025, **47**(3): 1-9. DOI: 10.13427/j.issn.1003-188X.2025.03.001.
ZHANG X D, YU L Y, LI S B, *et al*. Research progress of metaheuristic algorithm in path planning of plant protection UAV[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2025, **47**(3): 1-9. DOI: 10.13427/j.issn.1003-188X.2025.03.001 (Ch).

[12] CHEN G J, CHENG D G, CHEN W, *et al*. Path planning for AUVs based on improved APF-AC algorithm[J]. *Computers*, Materials & Continua, 2024, **78**(3): 3721-3741. DOI: 10.32604/cmc.2024.047325.

[13] PATHAK S, MANI A, CHATTERJEE A. Adaptive ant colony optimization with crossover-guided search for dynamic multi-criteria traveling salesman problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2026, **191**: 114668.

[14] 胡红波, 曹璐. 基于免疫遗传算法的无人艇任务分配研究[J]. 舰船电子工程, 2022, **42**(11): 25-27. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2022.11.007.
HU H B, CAO L. Research on mission assignment for USV based on immune genetic algorithm[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2022, **42**(11): 25-27. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2022.11.007 (Ch).

[15] 周新鹏, 张利民, 胡博昊, 等. 基于改进蚁群算法的植保无人机任务分配研究[J]. 中原工学院学报, 2025, **36**(4): 11-15. DOI: 10.3969/j.issn.1671-6906.2025.04.002.
ZHOU X P, ZHANG L M, HU B H, *et al*. Research on task allocation for agricultural UAVs based on improved ant colony optimization algorithm[J]. *Journal of Zhongyuan University of Technology*, 2025, **36**(4): 11-15. DOI: 10.3969/j.issn.1671-6906.2025.04.002 (Ch).

[16] 赵冬梅, 宋阳, 周国军, 等. 改进离散粒子群算法的多无人艇任务分配研究[J]. 舰船电子工程, 2023, **43**(8): 43-48. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2023.08.009.
ZHAO D M, SONG Y, ZHOU G J, *et al*. Research on task assignment of multiple unmanned surface vehicles based on improved discrete particle swarm optimization[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2023, **43**(8): 43-48. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9730.2023.08.009 (Ch).

[17] CUI Z W, GUAN W, ZHANG X K, *et al*. Autonomous collision avoidance decision-making method for USV based on ATL-TD3 algorithm[J]. *Ocean Engineering*, 2024, **312**: 119297. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2024.119297.

[18] ZHANG J, REN J, CUI Y N, *et al*. Multi-USV task planning method based on improved deep reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(10): 18549-18567. DOI: 10.1109/jiot.2024.3363044.

[19] LUO J, SU Y. Path planning for Multi-USV target coverage in complex environments[J]. *Ocean Engineering*, 2024, **312**: 119090.

[20] WANG Y C, LI J L, ZHAO S Q, *et al*. Hybrid path planning for USV with kinematic constraints and COLREGS based on improved APF-RRT and DWA[J]. *Ocean Engineering*, 2025, **318**: 120128. DOI: 10.1016/j.oceaneng.2024.120128.

[21] WANG Y, CAO J, ZHENG X, *et al*. Path planning of RRT* algorithm with subregional dynamic probabilistic sampling based on artificial potential field in radiation environments[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2025, **57**: 103706.

[22] 周春辉, 王理征, 朱曼, 等. 改进RRT*算法的无人艇局部路径规划方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2024, **48**(2): 392-396. DOI: 10.3963/j.issn.2095-3844.2024.02.033.
ZHOU C H, WANG L Z, ZHU M, *et al*. Improved RRT* algorithm for local path planning of unmanned surface vessel[J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, 2024, **48**(2): 392-396. DOI: 10.3963/j.issn.2095-3844.2024.02.033 (Ch).

□