

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.19.010

基于 GMM – BHO 与 Hybrid A^{*} 的海洋牧场 无人船集群投喂任务分配方法

袁剑平^{1,2} 高 翼^{1,3} 高智强^{1,2}

(1. 广东省南海海洋牧场智能装备重点实验室, 湛江 524088; 2. 广东海洋大学深圳研究院, 深圳 518120;
3. 广东海洋大学海洋工程与能源学院, 湛江 524005)

摘要: 针对海洋牧场规模化网箱自动投喂中时间窗集中、无人船载饵容量受限、补给返航频繁及网箱避障约束强等问题,提出一种融合高斯混合模型(GMM)、赏金猎人优化算法(BHO)与 Hybrid A^{*} 的 USV 集群投喂任务分配与路径规划方法。首先,构建任务-障碍一体化模型,将网箱同时表征为投喂服务对象和路径规划膨胀障碍;其次,利用 GMM 生成空间连续的初始责任区,并将其作为结构化精英个体注入 BHO,通过边界任务调整优化任务归属、补给次数和时间窗违约代价;最后,结合容量感知 TSP、补给节点插入和 Hybrid A^{*} 生成满足网箱避障、航向连续和环绕投喂约束的可执行航迹。仿真结果表明,在 60 个等效直径 80 m 网箱、6 艘 USV、航渡速度 5 m/s 条件下,所提方法在 180 min 时间窗内实现 100% 任务完成率和零障碍违规;在 120 min 紧时间窗下,相较 K-means 和 GMM 方法,总航程降低 6.4%,总延误时间降低 19.8%,补给次数由 11 次降至 9 次。结果表明,该方法能够提升复杂海洋牧场场景下 USV 集群自动投喂的时效性、安全性和补给组织效率。

关键词: 海洋牧场; 无人船; 自动投喂; 任务分配; 高斯混合模型; 混合 A^{*} 算法

中图分类号: S969.31; TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)19-0103-11

OSID:



Feeding Task Allocation Method of USV Cluster in Marine Ranching Based on GMM – BHO and Hybrid A^{*}

Yuan Jianping^{1,2} Gao Yi^{1,3} Gao Zhiqiang^{1,2}

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Equipment for South China Sea Marine Ranching, Zhanjiang 524088, China
2. Shenzhen Institute of Guangdong Ocean University, Shenzhen 518120, China
3. College of Ocean Engineering and Energy, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524005, China)

Abstract: Aiming at the problems of time window concentration, limited USV bait capacity, frequent replenishment and return, and strong obstacle avoidance constraints in the automatic feeding of large-scale cages in marine ranching, a USV cluster feeding task allocation and path planning method combining Gaussian mixture model (GMM), bounty hunter optimization algorithm (BHO) and Hybrid A^{*} was proposed. Firstly, the task – obstacle integration model was constructed, and the cage was characterized as feeding service object and path planning expansion obstacle at the same time. Secondly, GMM was used to generate a spatially continuous initial responsibility area, which was injected into BHO as a structured elite individual, and the task attribution, replenishment times and time window violation cost were optimized through boundary task adjustment. Finally, the capacity-aware TSP, replenishment node insertion and Hybrid A^{*} were combined to generate an executable path that satisfied the cage obstacle avoidance, heading continuity and surrounding feeding constraints. The simulation results showed that the proposed method achieved 100% task completion rate and zero obstacle violation in a 180 min time window under the conditions of 60 equivalent diameter 80 m cages, 6 USVs and 5 m/s ferry speed. Under the 120 min tight time window, compared with the K-means and GMM methods, the total voyage was reduced by 6.4%, the total delay time was reduced by 19.8%, and the number of replenishments was reduced from 11 to 9. The results showed that this method can improve the timeliness, safety and supply organization efficiency of USV cluster automatic feeding in complex marine

收稿日期: 2026 – 05 – 30 修回日期: 2026 – 06 – 27

基金项目: 广东省教育厅重点领域专项(2023ZDZX3004)和深圳市自然科学面上基金项目(JCYJ20250604174201002)

作者简介: 袁剑平(1979—),男,教授,博士,主要从事海洋无人系统智能控制技术研究,E-mail: yjp_103@163.com

ranching scenarios.

Key words: marine ranching; unmanned ship; automatic feeding; task allocation; GMM – BHO; Hybrid A *

0 引言

海洋牧场是拓展海洋渔业生产空间、提升水产品稳定供给能力的重要载体。随着深远海养殖设施规模扩大,深水网箱呈现出数量多、分布广、作业半径大和环境载荷复杂等特点,投喂作业直接影响饵料利用率、鱼类生长状态、养殖成本和水域环境负荷,是海洋牧场智能化运维中的关键环节。传统依赖人工经验的投喂方式难以满足大范围、时间窗集中和精细化养殖需求^[1-2]。现有自动投喂装备已在定时定量投喂、远程控制和摄食状态感知等方面取得进展^[3-9],但多面向单点或局部网箱,难以解决多网箱、多航次、多补给和多无人平台之间的协同调度问题。

无人船(Unmanned surface vehicle, USV)具有机动灵活、部署成本低和适合长航时重复作业等优势,已在渔业监管、水环境监测、海上巡检和任务规划等场景中得到应用^[10-12],为海洋牧场投喂由固定式装备向移动式作业拓展提供了可行路径。然而,单艘USV 受载饵容量、续航能力和作业覆盖范围限制,面对大规模网箱集中投喂时易出现作业周期长、补给返航频繁和时间窗违约等问题。相比之下,USV 集群可通过任务并行执行、区域协同分担和补给组织优化提高整体作业效率,但也引入了任务归属、访问顺序、载荷均衡和安全避障之间的耦合矛盾^[13-16]。尤其在海洋牧场自动投喂场景中,网箱既是服务对象,又是不可穿越障碍;投喂受时间窗约束,最短航程并不一定对应最优完工时间;风浪流扰动还会压缩网箱外缘作业安全裕度。因此,USV 集群自动投喂本质上是任务分配、访问排序、容量补给和运动学可行路径生成共同约束下的组合优化问题。

在任务分配方面,集中式分配、市场机制、拍卖机制和启发式搜索等方法已形成较成熟的理论基础^[13-16],但在网箱投喂场景中,仅以欧氏距离或静态代价矩阵描述任务转移,难以反映网箱绕行、补给返航、接近方向和航向连续性对实际航程与完工时间的影响;完全依赖随机元启发式搜索,又容易破坏网箱组团化布设的空间连续结构,导致搜索初期产生大量跨区、交叉和低可行性问题。空间分区能够降低大规模网箱任务分配复杂度。与 K-means 相比,高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)可

通过后验概率刻画边界任务的归属不确定性,更适合描述海洋牧场网箱“总体规则、局部错位”的布设特征^[17-18]。赏金猎人优化算法(Bounty hunter optimizer, BHO)具有较强的全局搜索能力^[19],但直接用于离散任务归属优化时随机性较强。因此,将 GMM 生成的连续责任区作为 BHO 的结构化初始解,有助于兼顾空间连续性、负载均衡和全局寻优能力。

在路径规划方面,自动投喂路径不仅要连接多个作业点,还需避开网箱本体及其安全膨胀区域。A* 及其改进算法、采样规划和运动规划理论可为避障路径生成提供基础^[20-25],但 USV 网箱间航迹还需满足航向连续和最小转弯半径约束。Dubins 曲线为曲率受限路径提供几何基础^[26],Hybrid A* 将搜索空间扩展到位置-航向状态,能够兼顾避障和运动学可行性^[27]。此外,单艇访问序列并非普通 TSP 问题,任务排序还受到载饵容量、补给平台位置和投喂时间窗约束^[28],需将访问顺序优化、补给节点插入和安全路径生成联合考虑。

针对上述问题,本文提出一种融合 GMM – BHO 与 Hybrid A* 的海洋牧场 USV 集群自动投喂任务分配与路径规划方法。该方法以 GMM 刻画网箱空间分布并形成初始责任区,以 BHO 围绕责任区边界开展任务重分配,并结合容量感知 TSP、补给节点插入和 Hybrid A* 生成满足避障、航向连续与完整环绕投喂要求的可执行航迹,从而提升多 USV 投喂作业的时效性、安全性和补给组织效率。

1 问题描述与场景建模

1.1 自动投喂场景描述

面向海洋牧场大型深水网箱的定时、定点、定量投喂需求,构建无人船集群协同自动投喂场景。设作业海域为二维有界平面区域,海域内布设圆形网箱、投喂 USV 以及服务平台。服务平台承担 USV 出发、回收和饲料补给功能,并设置于海域下边界中部。本文将网箱等效直径设为 80 m,USV 在网箱外缘安全距离处以低速完整环绕一周完成投喂;航渡阶段采用巡航速度 5 m/s,投喂阶段采用低速航行,并考虑风速、波高和海流对有效航速的折减作用。图 1 为湛江市的一个海洋牧场布局场景。

第 i 个网箱中心 p_i 为

$$p_i = (x_i, y_i) \quad (i = 1, 2, \cdots, N_c) \tag{1}$$



图 1 湛江现代化海洋牧场深水网箱布设场景
Fig. 1 Deep-water cages in modern marine ranch in Zhanjiang

式中 N_c ——网箱数量

p_i ——第 i 个网箱中心位置

为反映实际海区网箱布设中“总体规则、局部错位”的特征,网箱中心由规则阵列坐标与随机扰动共同确定,即

$$p_i = \bar{p}_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中 $\varepsilon_i = [\varepsilon_{x,i}, \varepsilon_{y,i}]^T$

式中 $\bar{p}_i$ ——规则阵列位置

ε_i ——小幅随机偏移

本文将网箱等效直径设为 $D_c = 80$ m,等效半径为 $r_c = D_c/2 = 40$ m。

为保证 USV 不进入网箱结构区,投喂路径规划阶段将网箱本体视为圆形障碍。USV 实际作业点位于网箱外缘附近,而投喂服务对象仍为网箱中心区域。第 i 个网箱的投喂任务记为

$$F_i = (p_i, r_c, q_i, [e_i, l_i], \tau_i, w_i) \quad (3)$$

式中 F_i ——第 i 个投喂任务

q_i ——单次投喂需求量, t

$[e_i, l_i]$ ——允许投喂时间窗, min

e_i, l_i ——开始、结束时间

τ_i ——服务时间

w_i ——任务优先级

1.2 任务-障碍一体化空间建模

自动投喂任务中,网箱中心 p_i 表示饲料覆盖目标区域,USV 不直接驶入中心,而是在网箱外缘作业点完成投送。设 USV 与网箱外缘的作业距离为 d_f ,则投喂作业点 b_i 可定义为

$$b_i = p_i + (r_c + d_f) \frac{p_0 - p_i}{\|p_0 - p_i\|} \quad (4)$$

式中 p_0 ——服务平台位置

该定义使 USV 从服务平台方向接近网箱,并在不穿越网箱本体的条件下完成投喂。路径规划时,第 i 个网箱对应的障碍区域为

$$O_i = \{p \in \Omega \mid \|p - p_i\| \leq r_c + d_o\} \quad (5)$$

式中 O_i ——第 i 个网箱膨胀安全区域

p ——海洋中的位置

d_o ——路径规划安全裕度, m

任意 USV 的规划轨迹 $G_k(t)$ 需满足

$$G_k(t) \notin \bigcup_{i=1}^{N_c} O_i, \forall t \quad (6)$$

若考虑艇间安全距离,任意两艘 USV k 与 l 还应满足

$$\|P_k(t) - P_l(t)\| \geq d_u \quad (k \neq l) \quad (7)$$

式中 $P_k(t), P_l(t)$ ——第 k, l 艘 USV 在 t 时刻的位置

d_u ——无人船之间最小安全距离, m

1.3 USV 运动学与容量约束

第 k 艘 USV 的状态向量定义为

$$s_k = [p_k, \psi_k, u_k, Q_k]^T \quad (8)$$

其中

$$p_k = (x_k, y_k)$$

式中 p_k ——USV 位置

ψ_k ——航向角, rad

u_k ——航速, m/s

Q_k ——剩余饲料载荷, t

考虑海流影响,设等效海流速度为 $v_c = [v_{cx}, v_{cy}]^T$; 本文采用简化平面运动学模型

$$\begin{cases} \dot{x}_k = u_k \cos \psi_k + v_{cx} \\ \dot{y}_k = u_k \sin \psi_k + v_{cy} \\ \dot{\psi}_k = r_k \\ \dot{u}_k = a_k \end{cases} \quad (9)$$

式中 r_k ——转向角速度, rad/s

a_k ——加速度控制量, m/s²

需要说明的是,式(9)用于描述 USV 航迹执行过程,Hybrid A* 路径规划采用位置—航向状态 (x_k, y_k, ψ_k) 进行搜索。航速 u_k 不作为任务分配变量,而是用于计算规划航段的执行时间;转向角速度 r_k 和加速度 a_k 用于表征轨迹跟踪阶段的操纵约束,不直接参与本文任务层的组合优化。由此,路径规划层确定满足网箱避障和航向连续性约束的几何航迹,时间评估层再依据有效航速计算任务完工时间。

为描述风浪扰动对 USV 航渡和投喂过程的影响,分别定义航渡阶段和投喂阶段的风浪速度折减系数为

$$\begin{cases} \eta_{tr} = \max(0.68, 1 - k_w V_w - k_h H_s) \\ \eta_f = \max(0.72, 1 - k_w^f V_w - k_h^f H_s) \end{cases} \quad (10)$$

式中 η_{tr} ——航渡阶段风浪折减系数

η_f ——投喂阶段风浪折减系数

V_w ——风速, m/s

H_s ——有效波高, m

k_w ——风速折减系数

k_h ——波高折减系数
 k_w^f ——投喂阶段的风速折减系数
 k_h^f ——投喂阶段的波高折减系数

本文取 $k_w = 0.012$ 、 $k_h = 0.055$ 、 $k_w^f = 0.010$ 、 $k_h^f = 0.040$ 。

对于由位置 $\boldsymbol{p}_a$ 航行至位置 $\boldsymbol{p}_b$ 的航段,定义航段单位方向向量 $\boldsymbol{e}_{ab}$ 为

$$\boldsymbol{e}_{ab} = \frac{\boldsymbol{p}_b - \boldsymbol{p}_a}{\|\boldsymbol{p}_b - \boldsymbol{p}_a\|_2} \quad (11)$$

则航渡阶段和投喂阶段的有效航速 u_{tr} 、 u_f 为

$$\begin{cases} u_{tr} = \max(1.2, \eta_{tr} u_0 + \kappa_c \boldsymbol{e}_{ab}^T \boldsymbol{v}_c) \\ u_f = \max(0.35, \eta_f u_0) \end{cases} \quad (12)$$

式中 u_0 ——无扰动条件下的航渡速度
 u_0 ——无扰动条件下的投喂速度
 κ_c ——沿航向海流速度折算系数

本文取 $\kappa_c = 0.45$ 。长度为 L_{ab} 的航段执行时间为

$$T_{ab} = \frac{L_{ab}}{60u_{tr}} \quad (13)$$

式中 T_{ab} ——航段执行时间

上述折减系数用于构造统一海况下的对比仿真条件,属于场景级经验参数,并非实船水动力辨识结果。实际应用时应依据目标艇型推进特性和现场海试数据重新标定。

设 USV 最大载饲料量为 $Q_{k_{\max}}$ 。若第 k 艘 USV 第 h 次出航服务的任务集合为 $R_{k,h}$,则容量约束为

$$\sum_{i \in R_{k,h}} q_i \leq Q_{k_{\max}} \quad (14)$$

当后续任务需求使累计投喂量超过 $Q_{k_{\max}}$ 时,USV 需返回服务平台补给,并开启下一次出航。该处理将载饲料容量作为航次生成的硬约束,避免采用罚函数近似处理容量超限问题。

设网箱投喂圆周半径为 r_{ins} ,额定投喂速率为 q_f ,靠泊及准备时间为 t_0 ,则第 i 个网箱的服务时间 τ_i 为

$$\tau_i = t_0 + \max\left(\frac{2\pi r_{ins}}{60u_f}, \frac{d_i}{q_f}\right) \quad (15)$$

式中 d_i ——饵料需求量,t

式(15)考虑环绕航行与饲料投送同步进行,只有当两项作业均完成后,网箱投喂任务才被判定为完成。

1.4 优化函数

多 USV 自动投喂调度本质上是带容量约束、时间窗约束和障碍安全约束的组合优化问题。本文优化目标为最小化综合代价 J ,优化变量包括任务分配向量 $\boldsymbol{a}$ 、各 USV 的任务访问序列 $\boldsymbol{\rho}$ 、补给插入位置

$\boldsymbol{b}$ 以及 Hybrid A* 生成的连续安全路径集合 P 。任务分配向量定义为 $\boldsymbol{a} = [a_1, a_2, \dots, a_n]^T$,其中, $a_i \in 1, 2, \dots, N$ 表示第 i 个网箱由第 a_i 艘 USV 服务, n 为网箱数量, N 为 USV 数量。第 k 艘 USV 的访问序列记为 ρ_k ,补给插入节点集合记为 b_k ,实际航迹记为 P_k 。

综合优化模型为

$$\min J = \alpha L_{\text{total}} + \beta T_{\text{max}} + \gamma V_{\text{tw}} + \lambda B_Q + \eta R + \mu C \quad (16)$$

约束条件为

$$\begin{cases} a_i \in \{1, 2, \dots, N\} & (i = 1, 2, \dots, n) \\ \sum_{k=1}^N z_{k,i} = 1 \\ \sum_{i \in \mathcal{N}_{k,q}} d_i \leq Q_{k_{\max}} & (k = 1, 2, \dots, N) \\ \boldsymbol{G}_k(t) \notin \boldsymbol{O}_i \\ \|\boldsymbol{P}_k(t) - \boldsymbol{P}_l(t)\| \geq d_u & (k \neq l) \end{cases} \quad (17)$$

$$\text{其中} \quad z_{k,i} = \begin{cases} 1 & (a_i = k) \\ 0 & (a_i \neq k) \end{cases}$$

式中 J ——综合代价

L_{total} ——所有 USV 总航程,km

T_{max} ——最大完工时间,min

V_{tw} ——时间窗违约惩罚,min

B_Q ——任务负载均衡惩罚

R ——补给次数

C ——障碍穿越和艇间安全距离违约惩罚

$\alpha, \beta, \gamma, \lambda, \eta, \mu$ ——权重系数

$z_{k,i}$ ——任务归属变量

$S_{k,q}$ ——第 k 艘 USV 第 q 次出航服务的任务集合

时间窗违约惩罚为

$$V_{\text{tw}} = \sum_{i=1}^{N_c} \max(0, t_i - l_i) \quad (18)$$

式中 t_i ——第 i 个网箱开始投喂的时刻

l_i ——第 i 个网箱停止投喂的时刻

载荷均衡项定义为

$$\begin{cases} B_Q = \sum_{k=1}^{N_u} (Q_k^{\text{task}} - \bar{Q})^2 \\ \bar{Q} = \frac{1}{N_u} \sum_{k=1}^{N_u} Q_k^{\text{task}} \end{cases} \quad (19)$$

式中 Q_k^{task} ——第 k 艘 USV 承担的总投喂量,t

N_u ——无人船数量

$\bar{Q}$ ——各 USV 平均投喂量,t

C 采用大惩罚系数处理,一旦路径进入网箱膨胀障碍区或艇间距离小于安全阈值,则显著增大 J 。

2 GMM-BHO 协同任务分配与路径规划方法

2.1 总体框架

所提方法采用“空间分区-任务重分配-簇内排序-容量补给-安全路径生成-环绕投喂执行”的分层优化框架。首先,利用高斯混合模型(GMM)对网箱中心进行空间概率分区,获得连续的初始责任区域;其次,将 GMM 分区结果作为赏金猎人优化算法(BHO)的精英初始解,进一步优化任务归属、补给次数和时间窗违约代价;随后,对每艘 USV 的任务子集进行容量感知的 TSP 排序,并在载荷不足时插入平台补给节点;最后,采用 Hybrid A* 生成网箱间避障航段,并在每个网箱外缘执行完整圆周投喂。

2.2 GMM 初始任务分区

高斯分量个数 K 用于确定初始责任区数量。由于本文研究对象为 N 艘 USV 协同投喂,且任务分配层要求每个责任区对应一艘 USV,因此令 $K = N$ 。该设置使 GMM 分区结果与 USV 数量直接对应,可避免聚类数与执行主体数量不一致导致的二次合并或拆分;当 USV 数量变化时, K 随 N 同步调整。

设网箱中心样本集为 $X = \{p_i\}_{i=1}^{N_c}$,采用 $K = N$ 个高斯分量对其空间分布进行建模

$$p(p_i | \Theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(p_i | \mu_k, \Sigma_k) \quad (20)$$

式中 Θ ——GMM 参数集合

π_k ——第 k 个高斯分量混合权重

μ_k ——第 k 个高斯分量均值向量

Σ_k ——第 k 个高斯分量协方差矩阵

$N(\cdot)$ ——高斯概率密度函数

采用 EM 算法估计模型参数。E 步计算样本 p_i 属于第 k 个分量的后验响应度 γ_{ik} 为

$$\gamma_{ik} = \frac{\pi_k N(p_i | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j N(p_i | \mu_j, \Sigma_j)} \quad (21)$$

M 步更新参数

$$\begin{cases} N_k = \sum_{i=1}^M \gamma_{ik} \\ \mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^M \gamma_{ik} p_i \end{cases} \quad (22)$$

$$\Sigma_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^M \gamma_{ik} (p_i - \mu_k)(p_i - \mu_k)^T \quad (23)$$

$$\pi_k = \frac{N_k}{M} \quad (24)$$

收敛后,根据最大后验概率准则生成初始分配

$$z_{ki} = \begin{cases} 1 & (k = \arg \max_j \gamma_{ij}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (25)$$

式中 z_{ki} ——GMM 得到的初始任务分区

GMM 分区能够保持任务区域的空间连续性,但其目标主要是几何聚类,尚不能充分反映容量补给、时间窗和全局航程等约束,分区结果如图 2 所示,图中 USV-1 ~ USV-6 所示的网箱表示 6 个不同 USV 分配到的网箱。

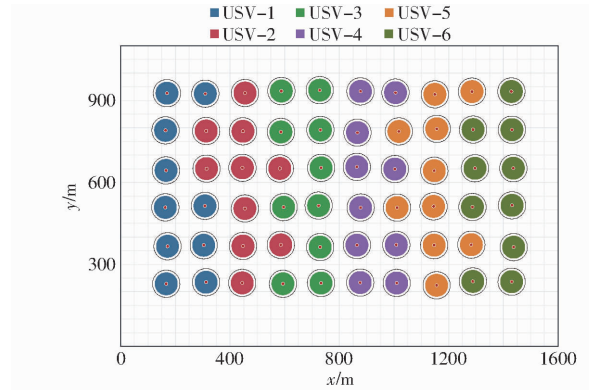


图 2 GMM 初始任务分区结果

Fig. 2 Initial task partition obtained by GMM

2.3 基于 BHO 的任务重分配

GMM 初始分区能够保持网箱任务的空间连续性,但其优化依据主要为任务位置的概率分布,未直接考虑载饵容量、补给返航、时间窗约束及各 USV 完工时间差异。为进一步改善任务分配结果,本文在 GMM 初始责任区基础上引入离散 BHO,对责任区边界任务进行迁移和交换。该方法以 GMM 分区结果作为精英初值,使搜索集中于可能影响航程、补给次数和时间窗满足程度的边界任务,减少完全随机分配产生的跨区任务和低质量候选解。

设网箱任务数量为 n ,USV 数量为 N ,任务分配个体采用整数向量编码

$$\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_n]^T \quad (26)$$

其中, $a_i \in 1, 2, \dots, N$, $\mathbf{a}$ 表示第 i 个网箱由第 a_i 艘 USV 执行投喂任务。GMM 得到的初始任务分区记为 $\mathbf{a}^{\text{GMM}}$,并作为离散 BHO 的初始精英个体。与连续 BHO 不同,本文不对个体位置执行连续加减运算,而是将其精英保留与局部追踪思想映射为离散边界邻域搜索。第 t 轮的候选个体集合 $P^{(t)}$ 表示为

$$P^{(t)} = \{\mathbf{a}^{(t)}\} \cup N_{\text{move}}(\mathbf{a}^{(t)}) \cup N_{\text{swap}}(\mathbf{a}^{(t)}) \quad (27)$$

式中 $\mathbf{a}^{(t)}$ ——第 t 轮的当前精英个体

$N_{\text{move}}(\cdot)$ ——单任务迁移邻域

$N_{\text{swap}}(\cdot)$ ——边界任务交换邻域

候选集合随当前任务分布动态生成,不设置固定种群规模。

为确定边界任务,设第 k 艘 USV 的任务集合

T_k 为

$$T_k = \{i | a_i = k\} \tag{28}$$

其任务区域中心 $\bar{c}_k$ 为

$$\bar{c}_k = \frac{1}{|T_k|} \sum_{i \in T_k} c_i \tag{29}$$

式中 c_i ——任务区域分布

第 i 个网箱相对于责任区中心的边界度 δ_i 定义为

$$\delta_i = \|c_i - \bar{c}_k\|_2 \quad (i \in T_k) \tag{30}$$

按照 δ_i 由大到小排序,选取前 B 个任务构成第 k 个责任区的边界任务集合 B_k 。本文取 $B = 5$ 。该判定方式优先选择远离责任区中心、归属调整后可能降低跨区航程的网箱任务。

为控制候选个体数量,首先根据代理路径计算各 USV 的估计完工时间 $\hat{T}_k$ 。将估计完工时间最大的前 n_s 艘 USV 组成任务源集合 U_s ,将估计完工时间最小的前 n_d 艘 USV 组成候选接收集合 U_d 。本文设置 $n_s = 2, n_d = 3$ 。单任务迁移算子将源 USV 的一个任务转移至候选接收 USV。对于 $i \in T_k$ 和 $l \in U_d$,迁移后的任务归属 $a_{j'}$ 为

$$a_{j'} = \begin{cases} l & (j = i) \\ a_j & (j \neq i) \end{cases} \tag{31}$$

边界交换算子用于交换两个责任区的边界任务。对于 $i \in B_k, j \in B_l$,交换后的任务归属 $a_{h'}$ 为

$$a_{h'} = \begin{cases} l & (h = i) \\ k & (h = j) \\ a_h & (\text{其他}) \end{cases} \tag{32}$$

在演化评估阶段,为避免频繁调用 Hybrid A* 导致计算量过高,采用代理代价函数估计个体质量

$$J_s(\mathbf{Z}) = \omega_1 \hat{L}_{\text{total}} + \omega_2 \hat{T}_{\text{max}} + \omega_3 \hat{V}_{\text{tw}} + \omega_4 \hat{B}_Q + \omega_5 \hat{R} + \omega_6 \hat{S} \tag{33}$$

式中 $J_s(\mathbf{Z})$ ——代理适应度函数

$\hat{L}_{\text{total}}$ ——基于投喂作业点距离估计的总航程, km

$\hat{T}_{\text{max}}$ ——估计最大完工时间, min

$\hat{V}_{\text{tw}}$ ——估计时间窗惩罚, min

$\hat{B}_Q$ ——估计载荷均衡项

$\hat{R}$ ——估计补给次数

$\hat{S}$ ——空间紧凑性惩罚

$\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6$ ——代理函数权重

代理路径计算包含最近邻访问排序、载饵容量检查和补给节点插入,但不执行 Hybrid A* 障碍搜索,从而降低组合优化阶段的计算开销。

第 $t + 1$ 轮的精英个体由当前个体及其候选领域中代理适应度最小的个体确定

$$\mathbf{a}^{(t+1)} = \underset{\mathbf{a}' \in P^{(t)}}{\operatorname{argmin}} J_s(\mathbf{a}') \tag{34}$$

由于优化目标为最小化, J_s 越小,候选任务分配方案越优。若所有候选个体的代理适应度均不低于当前精英个体,则终止迭代。

可行性通过候选生成约束保证。设平均任务数量为 n/N ,各 USV 允许承担的任务数量范围为

$$\begin{cases} n_{\min} = \max\left(1, \left\lfloor 0.75 \frac{n}{N} \right\rfloor\right) \\ n_{\max} = \max\left(2, \left\lceil 1.30 \frac{n}{N} \right\rceil\right) \end{cases} \tag{35}$$

当源 USV 任务数量不大于 $n_{\min}$,或候选接收 USV 任务数量不小于 $n_{\max}$ 时,不生成相应迁移个体。该约束能够防止任务转移后出现空任务 USV 或任务数量严重失衡。载饵容量不通过修改任务归属进行近似修复,而是在簇内访问序列生成后依据式(10)进行航次分段;当累计饲料需求超过 Q_k 时,在下一任务前插入补给平台节点。由此,容量可行性不会改变候选个体的代理目标定义。

基准场景包含 60 个网箱和 6 艘 USV,离散 BHO 最大迭代轮数设为 6;100 网箱场景和不规则网箱场景的最大迭代轮数设为 3。边界任务数量上限为 $B = 5$,任务源 USV 数量为 $n_s = 2$,候选接收 USV 数量为 $n_d = 3$,随机种子为 20 260 527。算法满足以下任一条件时终止:达到最大迭代轮数或当前轮不存在更优候选个体。

图 3 给出了程序逐轮记录的归一化最优代理适应度。随机初始化 BHO 的初始适应度为 242 376.90,第6轮下降至 228 975.99;GMM - BHO 的初始适应度为 225 654.46,第 6 轮下降至 216 569.36。归一化曲线表明,GMM - BHO 在初始阶段和迭代终止时均保持较低的代理代价,表明 GMM 生成的空间连续初值能够减少低质量跨区候选,并使后续搜索集中于影响完工时间和补给组织的边界任务。

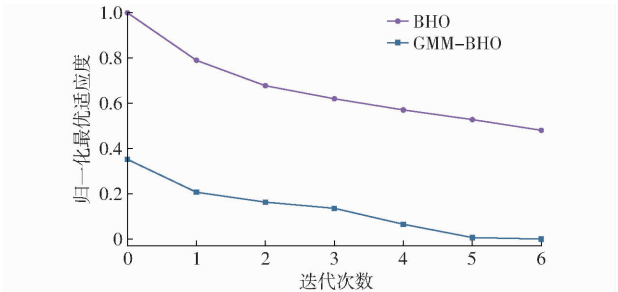


图 3 BHO 与 GMM - BHO 适应度迭代过程

Fig.3 Fitness convergence of BHO and GMM - BHO

2.4 簇内 TSP 与 Hybrid A* 安全路径

任务归属确定后,第 k 艘 USV 的任务集合记为 $F_k = \{F_i | z_i = k\}$ 。以服务平台 p_0 和投喂作业点 b_i

为节点,采用最近邻法生成初始访问序列,再利用 2-opt 进行局部优化。设排序结果为

$$\Pi_k = [i_{k,1}, i_{k,2}, \dots, i_{k,m}] \quad (36)$$

式中 Π_k ——第 k 艘 USV 的簇内访问序列

m ——该 USV 承担的任务数量

考虑饲料载荷约束,对序列进行扫描分段。若当前出航段累计需求满足

$$\sum_{i \in R_{k,h}} q_i + q_j > Q_{k,\max} \quad (37)$$

则在服务 j 前插入返回平台补给节点,并开启新的出航段。最终,第 k 艘 USV 的执行路径可表示为

$$P_k = \{p_0, R_{k,1}, p_0, R_{k,2}, p_0, \dots, R_{k,H_k}, p_0\} \quad (38)$$

式中 P_k ——第 k 艘 USV 的完整执行路径

H_k ——第 k 艘 USV 出航次数

该处理使任务路径同时具备访问顺序优化和载荷可行性。对于相邻 2 个节点 n_i, n_j ,若直接连线与任一网箱障碍区域相交,则调用 Hybrid A* 进行局部安全路径搜索。搜索节点包含位置和航向信息: $\mathbf{n} = (x, y, \psi)$ 节点扩展代价由航程、转向平滑性和障碍安全裕度共同确定

$$g(n_j) = g(n_i) + d(n_i, n_j) + \kappa_\psi |\Delta\psi| + \kappa_o \frac{1}{d_{\text{obs}} + \epsilon} \quad (39)$$

式中 $g(n_j)$ ——节点 n_j 的累计代价

$d(n_i, n_j)$ ——相邻节点距离, m

$\Delta\psi$ ——航向角变化量, rad

d_{obs} ——路径点至最近障碍边界的距离, m

ϵ ——防止分母为 0 的正常数

κ_ψ, κ_o ——权重系数

启发函数采用到目标节点的欧氏距离

$$h(n) = \|\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_b\| \quad (40)$$

式中 $h(n)$ ——启发函数

$\mathbf{p}_n$ ——当前节点位置

$\mathbf{p}_b$ ——目标节点位置

为改善路径的工程可执行性,本文对 Hybrid A* 输出的折线路径进行约束平滑。平滑后重新计算路径段与网箱障碍的最小距离,仅当障碍违规次数为 0 时接受平滑结果。该处理避免了普通曲线平滑可能引入的二次碰撞问题。

3 仿真分析与结果

3.1 仿真场景与参数设置

基准仿真场景设置为 60 个大型圆形网箱和 6 艘投喂 USV (分别编号为 USV-1 ~ USV-6)。网箱等效直径为 80 m,名义中心间距为 140 m,并叠加小幅随机错位。海域尺寸为 1 600 m × 1 100 m,服务

平台设置于下边界中部。USV 航渡速度设置为 5 m/s,投喂阶段速度为 0.75 m/s;单艇基准载饲料量为 3 t,投喂速率为 0.06 t/min,靠泊及准备时间为 3 min,单箱投喂需求量在 0.45 ~ 0.75 t 之间随机生成。风浪扰动设置为:风速 6.0 m/s、有效波高 0.8 m、海流速度 (0.20, 0.10) m/s。每个网箱的投喂半径为 50 m,USV 沿该圆周完整环绕一周完成投喂,场景布局如图 4 所示。

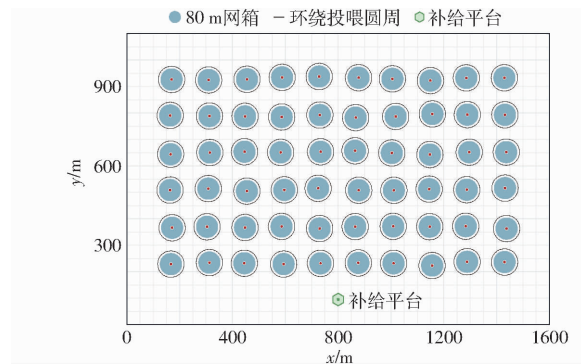


图 4 自动投喂仿真场景

Fig. 4 Simulation scenario for automatic feeding

评价指标包括总航程、最大完工时间、平均完工时间、任务完成率、准时率、总延误时间、补给次数、载荷利用率、最小障碍安全距离和障碍违规次数。其中,障碍违规次数用于检验路径是否穿越网箱障碍区域;总延误时间用于衡量紧时间窗条件下任务分配策略对投喂时效性的影响。

3.2 对比实验

为验证所提方法的有效性,设置 Random、Nearest、K-means、GMM、BHO 和 GMM-BHO 6 种方法进行对比。考虑完整环绕投喂后单箱服务时间成为主要时间成本,方法对比实验采用 120 min 紧时间窗,以准时率和总延误时间突出不同任务分配策略的调度差异。各方法采用相同的网箱布局、USV 速度、风浪流扰动、载荷约束、环绕投喂圆周和路径安全校验流程,差异主要体现在任务分配策略上。

基准场景下本文的最终分配结果如图 5 所示。

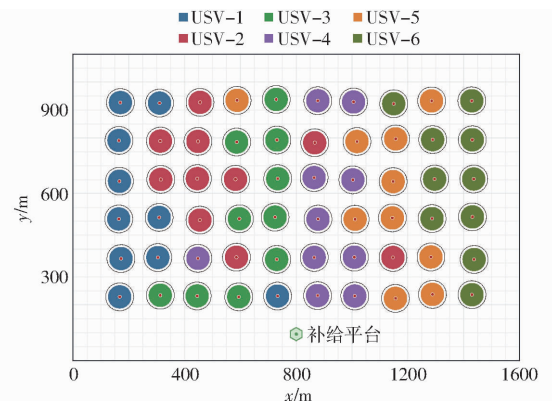


图 5 GMM-BHO 任务分配结果

Fig. 5 Task allocation result obtained by GMM-BHO

表 1 给出了不同方法在基准场景下的性能结果。

表 1 紧时间窗下任务分配方法性能对比
Tab.1 Performance comparison of different methods under tight feeding time window

方法	总航程/ km	最大完工 工时/ min	准时率/ %	总延误 时间/ min	补给 次数	最小障碍安全 距离/m
Random	52.38	158.25	86.67	117.48	11	8.052
Nearest	53.27	159.43	83.33	122.16	11	8.063
K-means	47.11	157.66	85.00	91.83	11	8.034
GMM	47.11	157.66	85.00	91.83	11	8.034
BHO	49.80	156.64	86.67	105.33	10	8.037
GMM-BHO	44.08	155.15	88.33	73.61	9	8.016

由表 1 可知,所有方法均实现零障碍违规,说明路径规划层能够满足网箱避障要求。在 120 min 紧时间窗下,GMM-BHO 的总航程为 44.08 km,较 Random、Nearest 和 K-means/GMM 分别降低 15.8%、17.2% 和 6.4%;总延误时间为 73.61 min,较 K-means/GMM 降低 19.8%;准时率达到 88.33%,高于 K-means/GMM 3.33 个百分点;补给次数由 K-means/GMM 的 11 次降至 9 次。结果表明,GMM-BHO 通过边界任务重分配改善了载荷组合、补给组织和时间窗满足能力。

最终环绕投喂路径如图 6 所示,USV 在网箱间航渡时避开膨胀障碍区,在到达网箱后沿外缘圆周完整绕行一周完成投喂。

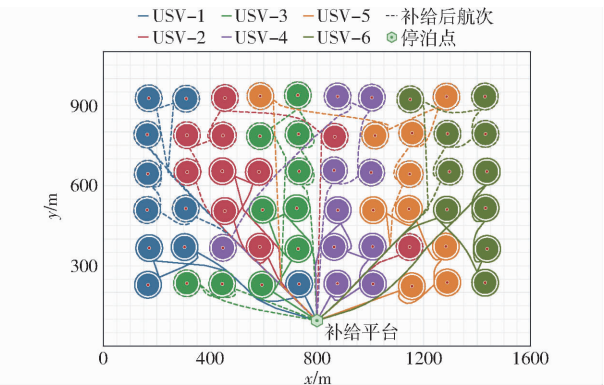


图 6 完整环绕投喂路径
Fig.6 Complete circular feeding trajectories

从算法机理看,Random 和 Nearest 缺乏全局区域约束,易产生跨区往返;K-means 和 GMM 能够形成连续任务区域,但无法直接优化补给次数和时间窗违约代价;单独 BHO 缺少稳定的空间初始化,搜索结果易受初始种群影响。GMM-BHO 结合 GMM 的空间连续性和 BHO 的边界任务重分配能力,因此在总航程、总延误时间、准时率和补给次数上取得综合优势。

3.3 规模配置实验

为分析所提方法对不同网箱规模和 USV 数量的适应性,设置 40 箱/5 艘船、60 箱/6 艘船、60 箱/12 艘船和 100 箱/12 艘船 4 组实验。各组均采用完整环绕投喂、航渡速度 5 m/s 和相同风浪流扰动条件,结果如表 2 所示。

表 2 不同配置实验结果
Tab.2 Experimental results under different configurations

配置	总航程/ km	最大完工 时间/min	平均完工 时间/min	补给次数
40 箱/5 艘船	26.74	118.05	116.64	5
60 箱/6 艘船	44.08	155.15	147.63	9
60 箱/12 艘船	50.63	79.76	75.81	6
100 箱/12 艘船	90.31	133.97	125.66	12

当 60 个网箱场景中 USV 数量由 6 艘增加至 12 艘时,最大完工时间由 155.15 min 降至 79.76 min,说明增加 USV 数量能够显著缓解集中投喂时间窗压力。但总航程由 44.08 km 增至 50.63 km,主要原因是更多 USV 从同一服务平台出发,平台与任务区之间的重复往返航段增加。因此,USV 数量配置不宜仅以最短航程为目标,而应结合最大完工时间、时间窗要求和补给组织能力综合确定。

3.4 载荷容量敏感性实验

饲料载荷直接影响补给频次和路径结构。固定 60 箱/6 艘船、180 min 时间窗、航渡速度 5 m/s 和完整环绕投喂方式,将单船载荷设置为 2、3、5 t,不同载荷容量下的投喂结果如表 3 所示。

表 3 不同载荷容量结果
Tab.3 Results under different payload capacities

单船载荷/ t	总航程/ km	最大完工 时间/min	补给次数	载荷利用 率/%
2	55.36	161.93	18	76.63
3	44.08	155.15	9	81.74
5	44.16	153.85	6	61.31

载荷由 2 t 增加至 5 t 后,补给次数由 18 次降至 6 次,总航程由 55.36 km 降至 44.16 km。说明在大型网箱集中投喂任务中,单船饲料容量是影响作业效率的关键约束。3 t 载荷能够在较高载荷利用率下满足 180 min 时间窗,而 5 t 载荷虽然进一步减少补给次数,但载荷利用率下降至 61.31%,表明继续增加容量可能带来资源冗余。

3.5 时间敏感性实验

固定 60 箱/6 艘船和 3 t 单船载荷,将投喂时间窗设置为 120、180、240 min。

当时间窗压缩至 120 min 时,系统仍可完成全部网箱投喂,但准时率下降至 88.33%,总延误时间

为 73.61 min。当时间窗放宽至 180 min 及以上时,准时率达到 100%。该结果表明,在当前 60 箱/6 艘船/3t 配置和完整环绕投喂模式下,180 min 是较合理的集中投喂窗口;若实际生产要求在 120 min 内完成投喂,则需增加 USV 数量、提高单船载荷、设置多补给平台或进一步优化投喂速度控制。

3.6 网箱不规则分布场景验证

为进一步检验所提方法对非均匀网箱排布的适应性,构建网箱不规则分布场景,规划结果如图 7 所示。该场景中 60 个网箱呈局部聚集、整体非均匀分布,仍保持等效直径 80 m、航渡速度 5 m/s、环绕投喂速度 0.75 m/s 和相同风浪流扰动条件。仿真结果表明,GMM - BHO 在该场景下总航程为 43.07 km,最大完工时间为 147.05 min,补给次数为 7 次,最小障碍安全距离为 8.03 m,障碍违规次数为 0。说明所提方法在规则错位和不规则分布场景下均能保持

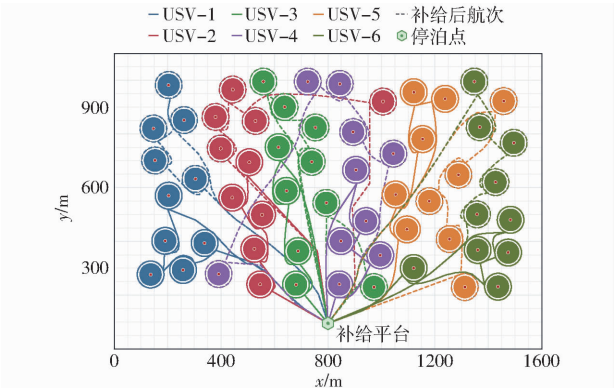


图 7 不规则网箱分布场景下的投喂路径
Fig.7 Complete circular feeding trajectories under irregular cage layout

较好的任务区域连续性和路径安全性。

3.7 计算效率与复杂度分析

为评价所提方法在不同任务规模下的计算开销,分别设置 40 箱/5 船、60 箱/6 船、60 箱/12 船和 100 箱/12 船 4 种配置。各场景均采用 GMM - BHO 任务分配、簇内最近邻与 2 - opt 排序、容量分段和 Hybrid A* 路径规划。计算效率实验在 Windows 11、Intel Core i5 - 12490F 处理器(6 核 12 线程)、15.9 GB 内存和 Python 3.10 环境下单进程运行。每种规模采用 3 个随机种子独立运行,统计结果以均值 ± 标准差表示,位置量化分辨率统一设置为 10 m。

Hybrid A* 调用次数包括全部网箱间航段、返航航段及补给航段的路径查询次数;实际搜索次数是剔除满足安全约束的直连航段后,进入候选节点搜索过程的次数;候选节点数为各次搜索生成节点数之和;扩展节点数为从开放列表中取出并完成扩展的节点数之和。单次实验中的调用次数、搜索次数和节点数均为整数,表 4 中的小数由 3 次独立实验求平均值产生。

由表 4 可知,40 箱/5 艘船、60 箱/6 艘船、60 箱/12 艘船和 100 箱/12 艘船场景的平均运行时间分别为 17.68、44.74、7.51、43.25 s。60 箱/12 艘船场景虽然 Hybrid A* 实际搜索次数增加至 65.0 次,但单船任务子集由约 10 个下降至约 5 个,边界候选评估和簇内排序成本显著降低,因此总运行时间低于 60 箱/6 艘船。100 箱/12 艘船场景平均生成 12 403.3 个候选节点、扩展 3 459.7 个节点,运行时间仍控制在 1 min 以内。

表 4 不同任务规模下的计算效率

Tab.4 Computational efficiency under different task scales

配置	运行时间/s	调用次数	实际搜索次数	候选节点数	扩展节点数
40 箱/5 艘船	17.68 ± 2.86	50.00 ± 0.00	34.67 ± 0.47	2 850.67 ± 62.66	461.67 ± 20.27
60 箱/6 艘船	44.74 ± 1.34	74.33 ± 0.94	57.67 ± 1.25	5 190.00 ± 139.26	858.33 ± 49.28
60 箱/12 艘船	7.51 ± 0.76	76.00 ± 2.16	65.00 ± 2.94	6 127.33 ± 432.54	1 091.33 ± 178.04
100 箱/12 艘船	43.25 ± 1.72	124.00 ± 0.00	111.00 ± 1.63	12 403.33 ± 47.59	3 459.67 ± 128.54

60 箱/12 艘船场景的平均运行时间低于 60 箱/6 艘船场景。该结果并不意味着路径搜索数量减少。相反,60 箱/12 艘船场景的平均实际搜索次数由 57.67 次增加至 65.00 次。运行时间降低的主要原因是 USV 数量增加后,单船任务数量由约 10 个下降至约 5 个,离散 BHO 候选评估和簇内 2 - opt 排序所处理的子问题规模显著减小。由此可见,所提方法的总计算时间不仅与网箱数量有关,还受到 USV 数量和单艇任务子集规模的共同影响。

设网箱任务数量为 n ,USV 数量为 N ,GMM 的 EM 迭代次数为 I_c ,高斯分量数量取 $K = N$ 。由于网

箱中心为二维样本,单次 E 步和 M 步均需遍历全部任务与高斯分量,GMM 分区的时间复杂度为 $O(I_c n N)$;离散 BHO 每轮由当前精英个体生成迁移候选和边界交换候选。设最大迭代轮数为 I_B ,任务源 USV 数量为 n_s ,候选接收 USV 数量为 n_d ,每个责任区的边界任务上限为 B ,则第 t 轮候选个体数量满足 $P_t \leq 1 + n_s n_d n + n_s n_d B^2$;其中,单任务迁移候选数量至多随 n 线性增长,边界交换候选数量由 B^2 决定。设第 k 艘 USV 承担的任务数量为 n_k 。最近邻访问排序复杂度为 $O(n_k^2)$,2 - opt 局部搜索单轮最坏复杂度为 $O(n_k^3)$ 。因此,考虑候选适应度评

估后,离散 BHO 阶段的复杂度上界可表示为 $O\left(I_{\text{B}}P_t \sum_{k=1}^N n_k^3\right)$;在任务近似均衡,即 $n_k \approx n/N$ 时,上式可近似写为 $O\left(I_{\text{B}}P_t \frac{n^3}{N^2}\right)$;该关系说明,在网箱数量不变时,增加 USV 数量能够减小单船子问题规模,因而可能降低任务重分配和簇内排序时间,这与 60 箱/12 艘船场景的实验结果一致,候选节点间的可行连线数为 E 。稀疏节点图构建需要进行节点间安全性检查,其最坏复杂度为 $O(V^2)$;采用优先队列完成启发式搜索的复杂度为 $O(E\lg V)$ 。当 $E = O(V^2)$ 时,单航段搜索复杂度为 $O(V^2\lg V)$;若完整任务方案包含 M 个网箱间航段、补给航段和返航航段,则路径规划阶段的复杂度为 $O(MV^2\lg V)$;由于安全直连航段不进入候选节点搜索,实际搜索次数小于 Hybrid A* 调用次数;同时,候选节点仅围绕阻挡航段的局部网箱生成,避免了在整个海域内进行细密栅格扩展。

综合运行时间和搜索规模可知,当前实现能够满足作业前任务规划和分钟级准实时重规划需求。最大测试规模 100 箱/12 艘船的平均运行时间低于 1 min,可在投喂作业开始前完成全局任务分配与路径生成。然而,该计算频率尚不足以承担秒级动态避碰。

4 结 论

(1) 针对深远海域海洋牧场多网箱自动投喂中存在的时间窗集中、USV 载饵容量受限、网箱分布广、补给返航频繁、风浪扰动影响和网箱避障约束强等问题,本文提出了一种融合 GMM-BHO 与 Hybrid A* 的 USV 集群自动投喂任务分配与路径规划方法。该方法将网箱同时建模为具有饲料需求、时间

窗和环绕投喂圆周的服务任务对象,以及路径规划中的膨胀障碍物;利用 GMM 生成空间连续的初始责任区,并将其作为 BHO 结构化初始解优化任务归属、补给次数和时间窗违约代价;进一步结合容量感知 TSP、补给节点插入和 Hybrid A* 安全路径搜索,实现任务分配、补给调度、网箱避障与完整环绕投喂的统一规划。

(2) 仿真结果表明,在 60 个等效直径 80 m 网箱、6 艘 USV、单船载荷 3 t、航渡速度 5 m/s 和风浪流扰动的基准场景下,所提方法在 180 min 时间窗内实现了 100% 的任务完成率和零障碍违规,总航程为 44.08 km,最大完工时间为 155.15 min,补给次数为 9 次。在 120 min 紧时间窗对比实验中,相较 K-means/GMM 方法,GMM-BHO-Hybrid A* 总航程降低 6.4%,总延误时间降低 19.8%,准时率提高 3.33 个百分点,补给次数由 11 次降至 9 次,说明 GMM 空间先验能够提高任务区域划分合理性,BHO 边界任务重分配能够改善负载与补给结构,Hybrid A* 能够保证环绕投喂航迹的安全可执行性。

(3) 不同规模配置、载荷容量、时间窗和网箱不规则分布实验进一步表明,USV 数量、单船载饵能力、投喂时间窗宽度和网箱空间分布是影响自动投喂效率的关键因素。增加 USV 数量可显著缩短最大完工时间,但可能增加集群总的平台往返航段;提高载饵容量可减少补给次数,但过大容量会降低载饵利用率;压缩投喂时间窗则会明显提高调度压力;网箱不规则分布会增加任务边界复杂度,但 GMM-BHO 仍能保持零障碍违规和较低补给次数。后续研究可进一步引入风浪流作用下的 USV 动力学模型、在线重规划机制和鱼群摄食状态反馈,以提升复杂海况和动态需求条件下的工程适用性。

参 考 文 献

[1] Chu Y I, Wang C M, Park J H, et al. Review of cage and containment tank designs for offshore fish farming[J]. Aquaculture, 2020, 519: 734928.

[2] Xu Z, Qin H. Fluid-structure interactions of cage-based aquaculture: from structures to organisms[J]. Ocean Engineering, 2020, 217: 107961.

[3] Fullerton B, Swift M R, Boduch S, et al. Design and analysis of an automated feed-buoy for submerged cages[J]. Aquacultural Engineering, 2004, 32(1): 95 - 111.

[4] 黄凰, 成佳卿, 简凡皓, 等. 面向圈养模式的智能精准投喂系统研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(2): 109 - 120. Huang Huang, Cheng Jiaqing, Jian Fanhao, et al. Research of intelligent precision feeding system for captive breeding[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 109 - 120. (in Chinese)

[5] 夏英凯, 郭政江, 刘嘉俊, 等. 循环水养殖自动投喂机器人路径跟踪控制与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(10): 130 - 139. Xia Yingkai, Guo Zhengjiang, Liu Jiajun, et al. Path following control and experiments for automatic feeding robots in recirculating aquaculture systems[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 130 - 139. (in Chinese)

[6] 陈明, 张重阳, 冯国富, 等. 基于特征加权融合的鱼类摄食活动强度评估方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 245 - 253. Chen Ming, Zhang Chongyang, Feng Guofu, et al. Intensity assessment method of fish feeding activities based on feature

- weighted fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 245–253. (in Chinese)
- [7] 胡昱, 郭根喜, 黄小华, 等. 基于 PLC 的深水网箱自动投饵系统[J]. 南方水产科学, 2011, 7(4): 61–68.
Hu Yu, Guo Genxi, Huang Xiaohua, et al. Auto-feeding system for deep-water net cage based on PLC[J]. South China Fisheries Science, 2011, 7(4): 61–68. (in Chinese)
- [8] 胡昱, 郭根喜, 黄小华, 等. 深水网箱养殖自动投饵计量装置设计[J]. 南方水产科学, 2014, 10(2): 80–85.
Hu Yu, Guo Genxi, Huang Xiaohua, et al. Design of metering device for deep-sea cage auto feeding system[J]. South China Fisheries Science, 2014, 10(2): 80–85. (in Chinese)
- [9] 张世中, 张天时, 刘国涛, 等. 深水网箱养殖水性给料投饲机设计与研究[J]. 渔业现代化, 2024, 51(2): 39–44.
Zhang Shizhong, Zhang Tianshi, Liu Guotao, et al. Design and study of water-based feeding machine for deep-sea cage culture[J]. Fishery Modernization, 2024, 51(2): 39–44. (in Chinese)
- [10] Gao K, Gao M, Zhou M, et al. Artificial intelligence algorithms in unmanned surface vessel task assignment and path planning: a survey[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 86: 101505.
- [11] Zhou C, Gu S, Wen Y, et al. The review unmanned surface vehicle path planning: based on multi-modality constraint[J]. Ocean Engineering, 2020, 200: 107043.
- [12] Chu Y, Gao Q, Yue Y, et al. Evolution of unmanned surface vehicle path planning: a comprehensive review of basic, responsive, and advanced strategic pathfinders[J]. Drones, 2024, 8(10): 540.
- [13] Gerkey B P, Mataric M J. A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems[J]. The International Journal of Robotics Research, 2004, 23(9): 939–954.
- [14] Dias M B, Zlot R, Kalra N, et al. Market-based multirobot coordination: a survey and analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(7): 1257–1270.
- [15] Xue K, Huang Z, Wang P, et al. An exact algorithm for task allocation of multiple unmanned surface vehicles with minimum task time[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(8): 907.
- [16] Xia G, Sun X, Xia X. Multiple task assignment and path planning of a multiple unmanned surface vehicles system based on improved self-organizing mapping and improved genetic algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(6): 556.
- [17] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]//Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Berkeley: University of California Press, 1967: 281–297.
- [18] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, 1977, 39(1): 1–38.
- [19] Yu M, Yang H, Zhang J, et al. Bounty hunter optimizer: a novel metaheuristic with an application to multi-UAV mobile edge computing and path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2026, 341: 115836.
- [20] Hart P E, Nilsson N J, Raphael B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 1968, 4(2): 100–107.
- [21] 周俊, 何永强. 农业机械导航路径规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 1–14.
Zhou Jun, He Yongqiang. Research progress on navigation path planning of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 1–14. (in Chinese)
- [22] 万俊, 孙薇, 葛敏, 等. 基于含避障角人工势场法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 409–418.
Wan Jun, Sun Wei, Ge Min, et al. Robot path planning based on artificial potential field method with obstacle avoidance angles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 409–418. (in Chinese)
- [23] Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846–894.
- [24] Lavalley S M. Planning algorithms[M]. Cambridge, Eng.: Cambridge University Press, 2006.
- [25] Ulusoy A, Smith S L, Ding X C, et al. Optimality and robustness in multi-robot path planning with temporal logic constraints[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(8): 889–911.
- [26] Dubins L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents[J]. American Journal of Mathematics, 1957, 79(3): 497–516.
- [27] Dolgov D, Thrun S, Montemerlo M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2010, 29(5): 485–501.
- [28] Croes G A. A method for solving traveling-salesman problems[J]. Operations Research, 1958, 6(6): 791–812.