

文章编号:1000-4653(2025)01-0165-09

基于两阶段算法的多无人机船舶排放 监测选址与路径优化

胡 碟, 胡志华, 李姚娜

(上海海事大学 物流研究中心, 上海 201306)

摘 要:针对船舶与无人机同时运动和船舶航行不确定性的特点,建立多基站无人机的选址路径随机规划模型。基于船舶(S策略)和无人机(D策略)构造子路径的序列插入解码算法,结合遗传算法与禁忌搜索算法,设计两阶段启发式算法。第一阶段考虑船舶运动不确定性,采用禁忌搜索算法求解基站选址问题;第二阶段基于基站选址结果,采用遗传算法优化无人机监测路径。数值试验表明,在相同的应用场景中,相比于S策略,D策略可使结果优化7%且求解时间缩短50%;当基站选址考虑船舶航行不确定性时无人机飞行距离可缩短10%。飞行距离对无人机数量配置具有显著敏感性,在2个基站3~5架无人机的场景中,每增加1架无人机,飞行距离增加15%以上;不同场景中飞行速度提升5%,飞行距离平均减少5%左右。该方法可有效生成满足运动船舶的多无人机巡检路径,为海事监管领域提供技术支持。

关键词:无人机路径问题;选址路径优化问题;船舶排放监测;遗传算法;两阶段算法

中图分类号:U698.7

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2025.01.021

Location and routing optimization problem for detecting multi-drone ship emissions based on a bi-stage algorithm

HU Die, HU Zhihua, LI Yaona

(Logistics research center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: A stochastic programming model is devised for the multi-base, multi-drone location and routing problem, considering the simultaneous movements of drones and ships as well as ship movement uncertainty. A decoding algorithm is developed to divide a sequence into sub-routes using ship-based and drone-based strategies. Furthermore, a bi-stage heuristic algorithm is proposed, combining a genetic algorithm and Tabu search. In the bi-stage algorithm, the first stage addresses ship movement uncertainty and employs Tabu search to solve the drone base station location problem. The second stage uses the genetic algorithm to route the drones for detection based on the location results. Numerical experiment results show that, in the same application scenario, the drone-based (D) strategy can optimize flying distance by 7% while reducing computing time by 50% compared to the ship-based (S) strategy. Considering ship movement uncertainty can reduce flying distance by 10% for the drone base station location solution. Flying distance is sensitive to the number of available drones. For example, in a scenario with two base stations and 3-5 drones, adding one drone may increase flying distance by 15%. Speeding up the drones by 5% may reduce flying distance by 5%. This method can effectively generate multi-UAV inspection paths that meet the requirements of moving ships, providing technical support for maritime supervision.

Key words: drone routing problem; location-routing problem; ship emissions detection; genetic algorithm; bi-stage heuristic algorithm

收稿日期:2024-02-01

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFE0113200);上海市自然科学基金面上项目(23ZR1426500)

作者简介:胡 碟(2000—),女,硕士研究生,研究方向为港航与物流运作优化。E-mail:3210875509@qq.com

通信作者:胡志华(1977—),男,教授,博士生导师,研究方向为港航与物流运作优化。E-mail:zhhu@shmtu.edu.cn

引用格式:胡碟,胡志华,李姚娜.基于两阶段算法的多无人机船舶排放监测选址与路径优化[J].中国航海,2025,48(1):165-173.

HU D, HU Z H, LI Y N. Location and routing optimization problem for detecting multi-drone ship emissions based on a bi-stage algorithm [J]. Navigation of China, 2025, 48(1): 165-173. (in Chinese)

无人机搭载嗅探器技术使无人机适用于船舶排放监测,衍生了该场景下的无人机路径优化问题研究。为实现多船舶排放的多无人机协同监测,SHEN等^[1]建立动态多目标路径规划模型。HU等^[2]研究融入无人机和船舶同时移动特征的无人机路径优化问题。现有监测手段各有优劣^[3],适用于不同场景。随着技术进步,通过船舶尾气远程监测和遥测数据分析系统等船舶监测技术提高了监测效率^[4]。

在港口航运、物流配送、应急物流等场景中,无人机路径优化问题与算法研究具有重要意义。通过优化危险品集装箱堆场无人机巡查路径可以提高堆场安全性和响应能力^[5]。结合航迹预测可提高无人机船舶燃油监测的准确性^[6]。边境巡检背景下考虑无人机基站容量和续航能力的选址—路径问题研究为实际应用提供了有效方案^[7]。AGATZ等^[8]研究卡车和无人机终端配送问题。为贴合实际需求、提高效率,YU等^[9]研究续航约束下的无人机移动充电路径优化问题。MOON等^[10]研究多隔舱多行程的无人机选址与路径问题。在救灾等应急场景中,无人机路径规划能够适应不同环境与时间紧迫性特征^[11]。陆玲玲等^[12]基于海岛中继站选址和无人机应急配送提出双层规划模型。粒子群算法^[13]、遗传算法^[14]、邻域搜索算法^[15]等被广泛用于求解各种无人机路径优化问题。

无人机船舶排放监测调度存在两个问题,即无人机基站选址中船舶航行不确定性的问题和在监测过程中无人机与船舶同时处于移动状态的动态性问题。在排放控制区(Emission Control Area, ECA)船舶尾气排放监测场景下,为提高船舶尾气排放的监测效率,本文扩展以船舶作为静态目标的无人机基站选址与路径优化问题(Location and Routing Problem, LRP),考虑船舶航行的不确定性和船舶与无人机同时移动的动态性特征,建立随机规划模型。针对大量运动船舶设计两阶段启发式算法,使其适应求解实时性和规划准确性高等要求,利用随机模拟实现岸上基站选址,结合两种船舶分配原则优化多无人机巡检路径。

1 问题描述

多基站、多无人机船舶排放监测选址路径优化问题描述为:在ECA内,有 n 艘在航船舶待监测。第一阶段根据船舶在不同场景中的分布情况,选择多个岸上基站的位置。第二阶段, M 个基站各自拥有 Q_k 容量的无人机,负责 n 艘船舶的监测任务,根据船舶分布情况,基于船舶无人机运动信息,求解监测过程中船舶与无人机的相遇位置。从多个基站分别派遣多架无人机飞往不同的相遇位置进行监测任

务,按照预定监测序列依次完成所有船舶的监测后返回基站。无人机监测路线如图1所示,无人机从基站出发依照监测序列飞向不同的相遇位置完成①②③号船的监测,所有船舶监测完成后返回基站。

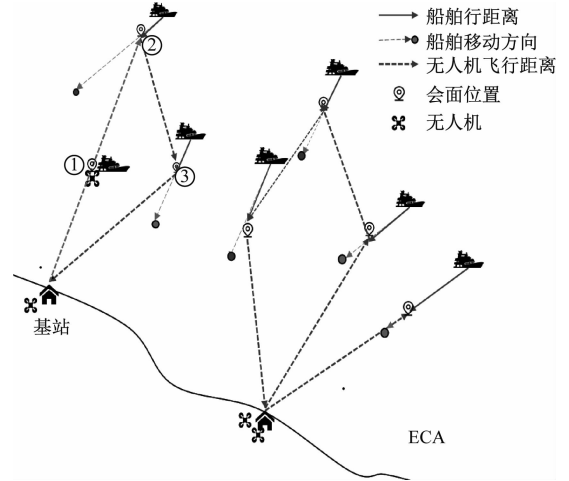


图1 多基站、多无人机船舶排放监测路径
Fig. 1 Demonstrating multi-base stations and multi-drone routes for ship emission detection

2 数学模型

2.1 船舶与无人机相遇模型

船舶实时移动特征会增大路线规划的难度、降低无人机巡检精度。针对ECA、航道等场景基于排放监测中船舶动态移动的特点,本文提出了无人机与船舶相遇模型[meet],求解船舶移动过程中无人机与其相遇位置,以实现动态监测。考虑无人机在监测过程中,受到烟囱位置、烟羽浓度等因素的干扰,伴飞监测时间具有不确定性,为简化模型将伴飞过程作为“相遇”的组成部分。如图2所示,根据船舶的初始位置 (X_i, Y_i) ,目标位置 $(X_{i,t}, Y_{i,t})$,基站位置 (\bar{X}_k, \bar{Y}_k) ,借助船舶 V_i 的分速度 $V_{i,x}, V_{i,y}$ 联合式(1)和无人机速度 \bar{V}_k 计算无人机与船舶1的相遇位置 $A(x_i, y_i)$,无人机从基站起飞经过相遇时间 t 实现对船舶①的排放监测。随后以 A 点为无人机新起飞位置,计算与船舶2的相遇位置 B 。[meet]模型数学表达式见式(1)~(3)。

$$[\text{meet}] \begin{cases} x_i = X_i + t \cdot V_{i,x} \\ y_i = Y_i + t \cdot V_{i,y} \\ \sqrt{(x_i - \bar{X}_k)^2 + (y_i - \bar{Y}_k)^2} = t \cdot \bar{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

$$V_{i,x} = V_i \frac{X_{i,t} - X_i}{\sqrt{(X_i - X_{i,t})^2 + (Y_i - Y_{i,t})^2}} \quad (2)$$

$$V_{i,y} = V_i \frac{Y_{i,t} - Y_i}{\sqrt{(X_i - X_{i,t})^2 + (Y_i - Y_{i,t})^2}} \quad (3)$$

函数表示为:

$$t, x_i, y_i \leftarrow f_{[meet]}(\bar{X}_k, \bar{Y}_k, X_i, Y_i, X_{i,t}, Y_{i,t}, \bar{V}_k, V_i)$$

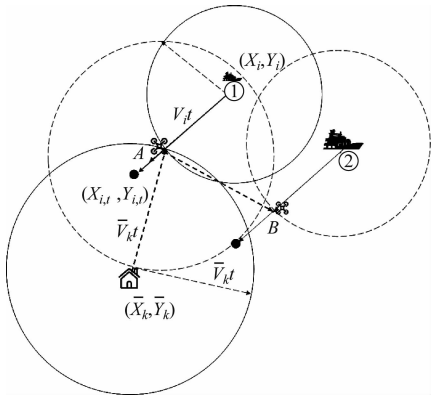


图2 船舶与无人机相遇模型

Fig.2 The ship and drone meeting model

2.2 多基站、多无人机船舶排放监测 LRP 随机规划模型

多基站、多无人机船舶排放监测选址路径优化问题以无人机监测总成本最小为目标构建 LRP 随机规划模型,考虑船舶的实时移动对多无人机路径优化的影响以及船舶位置不确定性对基站选址的影响。模型假设:无人机型号相同且具备一定续航能力;所有基站建设成本相同;路径规划中不考虑障碍物、监测时间、船舶速度和航向稳定。模型的参数说明见表 1。

[MD]为多中心选址路径随机规划模型,目标函数为在场景 ε 中最小化无人机监测总成本,包括:基站建设成本、无人机飞行成本和无人机启动使用成本。式(4)表示每艘船舶在场景 ε 中必须被监测并只被一架无人机监测;式(5)~(6)表示每一个场景中无人机从某基站出发又返回该基站;式(7)表示每架无人机在任意一次任务规划最多可调度一次;式(8)要求每个场景中每个船舶节点到达和出发的无人机数相等;式(9)限定了无人机的数量;式(10)限定无人机基站数量;式(11)为无人机续航里程限制;式(12)限定每个场景中每架无人机的飞行路线不能存在子回路;式(13)~(14)为决策变量取值范围;式(15)为非负约束。

$$[\text{MD}]: \min \sum_{\varepsilon \in E} p(\varepsilon) \left\{ \begin{aligned} & \sum_{ijk} qd_{ij}(\varepsilon)x_{ijk}(\varepsilon) + \\ & \sum_i y_i(\varepsilon)C_i + \sum_{ijk} x_{ijk}(\varepsilon)F_k \end{aligned} \right\}$$

s. t.

$$\sum_{i \in I^+, k \in K} x_{ijk}(\varepsilon) = 1, \forall j \in I, \varepsilon \in E \quad (4)$$

$$\sum_{j \in I} x_{ojk}(\varepsilon) = 1, \forall o \in O, k \in K, \varepsilon \in E \quad (5)$$

$$\sum_{j \in I} x_{jok}(\varepsilon) = 1, \forall o \in O, k \in K, \varepsilon \in E \quad (6)$$

$$\sum_{i \in I, j \in O} x_{ijk}(\varepsilon) \leq 1, \forall k \in K, \varepsilon \in E \quad (7)$$

表 1 参数说明

Tab.1 Set, parameter, and variable description

| 参数 | 说明 |
|------------------------|---|
| I | 船舶集合 |
| O | 无人机潜在基站集合 |
| K_o | 基站 o 的无人机集合 |
| K | 无人机集合,通过 k 索引 |
| I^+ | 包含基站和船舶的集合, $I^+ = I \cup O$, 通过 i, j 索引 |
| $d_{ij}(\varepsilon)$ | 场景 ε 下位置 i 到位置 j 的距离, $i, j \in I^+$ |
| Q_k | 基站无人机数量上限 |
| D | 无人机的续航里程上限 |
| F_k | 无人机 k 的固定使用成本, $k \in K$ |
| q | 无人机每 km 飞行成本 |
| C_i | 基地 i 建设固定成本, $i \in O$ |
| E | $E = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_N\}$, 存在 N 种场景 |
| P_ε | 场景 ε 发生的概率, 每一个场景发生概率相同, 服从 $(0, 1)$ 上的均匀分布。 |
| $x_{ijk}(\varepsilon)$ | $x_{ijk}(\varepsilon) \in \{0, 1\}$, 场景 ε 下从船 i 到船 j , 且船 i, j 被无人机 k 监测为 1; 其他为 0 |
| $u_{io}(\varepsilon)$ | 被无人机 k 监测的船舶 i 序号 |
| $y_i(\varepsilon)$ | $y_i(\varepsilon) \in \{0, 1\}$, 场景 ε 下无人机基站在 i 处设置为 1, 其他为 0, $\forall i \in M$ |

$$\sum_{i \in I^+} x_{ijk}(\varepsilon) = \sum_{i \in I^+} x_{jik}(\varepsilon), \quad \forall j \in I, k \in K, \varepsilon \in E \quad (8)$$

$$\sum_{j \in I, k \in K} x_{ijk}(\varepsilon) \leq Q_k y_i(\varepsilon), \quad \forall i \in O, \varepsilon \in E \quad (9)$$

$$\sum_{i \in O} y_i(\varepsilon) \leq M, \varepsilon \in E \quad (10)$$

$$\sum_{i, j \in I^+} d_{ij}(\varepsilon)x_{ijk}(\varepsilon) \leq D, k \in K \quad (11)$$

$$u_{io}(\varepsilon) + 1 \leq u_{jo}(\varepsilon) + |I| \cdot (1 - x_{ijk}(\varepsilon)), \quad i \in I^+, j \in I, o \in O, k \in K, \varepsilon \in E \quad (12)$$

$$x_{ijk}(\varepsilon) \in \{0, 1\}, \forall i, j \in I^+, \varepsilon \in E \quad (13)$$

$$y_i(\varepsilon) \in 0, 1, \forall i \in O, \varepsilon \in E \quad (14)$$

$$u_{io}(\varepsilon) > 0, i \in I^+, o \in O, \varepsilon \in E \quad (15)$$

[meet]可实现监测过程中船舶与无人机相遇位置的求解。通过[meet]和[MD]建立多基站多无人机船舶监测 LRP 随机规划模型[MDS]。监测序列 $R_o = \langle o, i_1, i_2, \dots, i_n, o \rangle$ 和相遇位置 (x_i, y_i) 决定无人机飞行路径, [MDS]引入 f_c 函数表示两者关系: $d_{ij}, (x_j, y_j) \leftarrow f_c(R_o, x_i, y_i, \forall (i, j) \in I^+)$ 。其中

$$R_o = \{x_{ijk} = 1 \mid \forall i, j\}$$

$$[\text{MDS}] : \min \sum_{\varepsilon \in E} p(\varepsilon) \left\{ \begin{aligned} &\sum_{ijk} qd_{ij}(\varepsilon)x_{ijk}(\varepsilon) + \\ &\sum_i y_i(\varepsilon)C_i + \sum_{ijk} x_{ijk}(\varepsilon)F_k \end{aligned} \right\}$$

s. t.

[MD]式(4)~(14)

$$x_i(\varepsilon), y_i(\varepsilon) \leftarrow f_{[\text{meet}]} \begin{pmatrix} \bar{X}_k, \bar{Y}_k, X_i(\varepsilon), \\ Y_i(\varepsilon), X_{i,l}(\varepsilon), \\ Y_{i,l}(\varepsilon), \bar{V}_k, \\ V_i(\varepsilon), \varepsilon \in E \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} &d_{ij}(\varepsilon), (x_j(\varepsilon), y_j(\varepsilon)) \leftarrow f_c \\ &(\{x_{ijk}(\varepsilon) = 1 \mid \forall i, j\}, x_i(\varepsilon), \\ & (y_i(\varepsilon), \forall (i, j) \in I^+, \varepsilon \in E) \end{aligned} \quad (17)$$

[MDS]模型是[MD]模型的扩展,约束包括[MD]式(4)~(14)。除此之外,式(16)用于计算某场景中船舶与无人机的相遇位置;式(17)表示飞行距

离 d_{ij} 与船舶监测序列 R_o 、相遇位置 (x_i, y_i) 的关系。

3 两阶段启发式算法设计

多基站、多无人机船舶排放监测选址路径优化问题是组合优化问题,加入不确定性变量使求解难度进一步提升。本文结合禁忌搜索算法与遗传算法的优点,设计两阶段启发式算法,通过分段实现快速求解。第一阶段采用禁忌搜索算法求解岸上基站选址问题。随机模拟船舶在不同情景下的分布情况;综合不同情景选址结果,选择合适的基站位置。第二阶段根据基站位置使用基于序列插入解码的遗传算法实现多基站多无人机路径优化。针对船舶实时移动特点,采用[meet]求解无人机与船舶的相遇位置并采用均匀分配原则划分船舶序列;以总成本最小为目标实现每一架无人机的路径优化。两阶段启发式算法流程如图3所示。

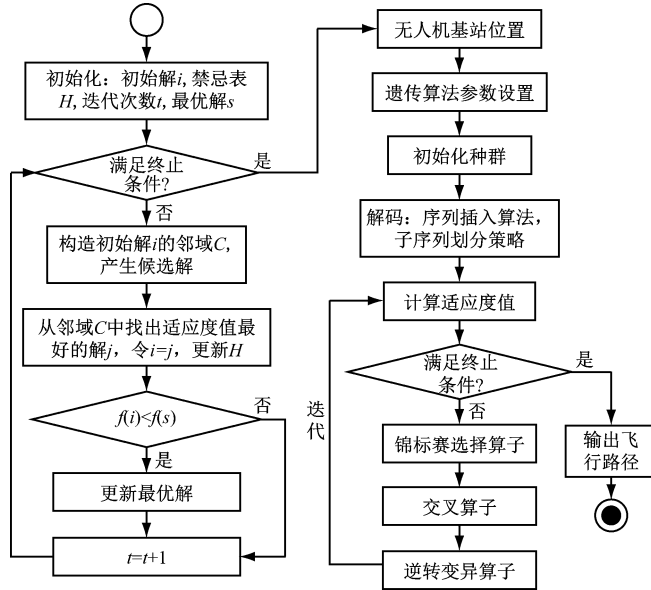


图3 基于禁忌搜索和遗传算法的两阶段算法

Fig. 3 The bi-stage algorithm based on Tabu Search and GA

3.1 禁忌搜索算法

禁忌搜索(Tabu Search, TS)引入禁忌策略实现记忆功能减少重复搜索,通过特赦准则提高局部搜索能力,有效地平衡了局部优化和全局探索,能够适应复杂约束和目标函数。算法1为考虑船舶移动不确定性的基站选址问题求解算法。具体步骤如下。

数据准备: (X_i, Y_i) 为船舶位置; (x_1, x_2) 为候选基站选址位置。

1) 初始化最大迭代次数 N , 迭代次数 m , 禁忌表长度 L , 置空禁忌表 $H = \phi$, 生成初始解 x_j 。

2) 进行解的评价, 计算无人机到所有船舶的飞行成本与基站建设成本的总和。

3) 进行迭代搜索, 设置迭代条件 while $m < N$;

根据 x_j 进行邻域搜索, 生成满足基站选址约束的候选解 x_i ; 计算每一个候选解 $F(x_i)$; 进行禁忌判断与特赦判断, 根据禁忌表中的内容规则, 判断是否将某个 x_i 添加到禁忌表中。如果 x_i 在禁忌表中, 检查是否到达特赦次数阈值, 达到则允许解禁; 从未禁忌或解禁的 x_i 中, 基于 $F(x_i)$ 选择下一个解 x_{next} ; 将 x_{next} 作为新的当前解, 并更新禁忌表和特赦列表; 迭代次数加一操作, $m = m + 1$ 。

4) 满足迭代条件, 返回一组选中的基站位置。

3.2 基于序列插入解码的遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)通过模拟自然选择和遗传机制来搜索问题的最优解, 因其适用性、鲁棒性以及并行搜索能力等优点, 适用于求解大

规模复杂问题。基于序列插入的 GA,利用合适的子序列划分策略实现船舶的分配,并根据序列插入算法求解相遇位置,利用遗传算法优化无人机飞行路径。

3.2.1 序列插入算法

如图 4 所示,序列插入算法用于解决监测过程中由于船舶实时移动导致的飞行路径偏差问题。首先,将船舶序列划分成 Q 个子序列,形成以基站为节点的多无人机船舶监测序列 $R_0 = \langle k, R_k, k \rangle$,将相遇时间、位置 (t, x, y) 初始化为空向量。遍历船舶子序列计算船舶与无人机的相遇时间和位置,并将数据插入向量,更新无人机位置。然后计算无人机与子序列中剩余船舶的相遇位置,直到完成所有监测,累计飞行时间。最后,求解无人机与其他船舶子序列的相遇位置,获取每个基站每架无人机实时监测信息。

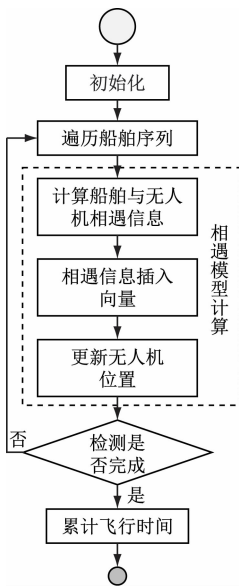


图 4 序列插入算法流程

Fig. 4 A flowchart of the sequence insertion algorithm

3.2.2 基于序列插入解码的遗传算法设计

本算法采用自然数编码将监测路径表示为由不重复自然数组成的序列,每个基因位代表一艘待监测船舶;解码算子根据基站数量采用分割法,根据各基站的无人机数量、序列分解策略对序列进行拆分得到子序列 $R = \{R_k | k \in K\} \leftarrow \text{divide}(x, K)$ 。利用序列插入算法融入船舶与无人机同步相遇特征,计算相遇信息 (t_k, x_k, y_k) ,将整个序列向空间位置序列扩展。最后,计算每架无人机飞行时间进行续航判断,如果满足则会计算无人机的总飞行时间 t ,完成解码。

设计基于船舶和无人机的两种船舶序列分解策略,记为 $\{D, S\}$, $\text{divide} \in \{D, S\}$ 。一是船舶子序列分解策略 D,基于基站和无人机数量,计算每基站需监测的船舶数量,将序列分成相应段。随后,根据无人机数量确定每架无人机需监测数量。将含有连续

n 艘船舶的序列作为一个批次分配给同一架无人机。二是船舶子序列分解策略 S,根据均匀原则计算每个基站的船舶监测数量,将序列分成对应数量的子序列,再根据基站内无人机数量从子序列中取出船舶,逐一分配给无人机,直到分配完成。

算法 2 为基于序列插入解码的遗传算法,用于实现无人机路径规划。算法参数为:种群大小 (P_s) ,迭代次数 (P_g) ,交叉概率 (P_x) ,变异概率 (P_m) 。数据集包括船舶无人机分布运动信息。具体步骤如下。

1) 初始化。创建由 P_s 个不同染色体构成的初始种群。每个染色体为一个随机生成的船舶序列。

2) 解码。利用解码方法将染色体转换为可行的基站无人机序列,计算飞行时间。

3) 适应度计算。基于飞行成本,计算每个个体的适应度值,并利用等级适应度缩放法调整适应度值。

4) 遗传操作。选择:采用精英保留策略,选择最优个体直接进入下一代,再用锦标赛选择算子从当前种群中随机选取个体进行多轮比赛,选出适应度最高的个体作为父代之一,将胜出者与精英个体合并形成下一代种群。交叉:根据 P_x ,对选定的 2 个染色体进行部分匹配交叉,交换父代个体交叉点附近的基因片段,根据映射关系去除重复元素。变异:根据 P_m ,对选定的染色体进行逆转变异,随机选择基因序列的一段进行逆转,引入变异,产生新个体。

5) 重复步骤适应度计算和遗传操作直到达到最大迭代次数 P_g ,返回无人机飞行成本和飞行路径信息。

4 数值试验

4.1 数据集生成

以 ECA 为背景生成仿真数据验证模型和算法的有效性,优化监测策略。其船舶排放控制区范围 $(X \times Y)$ 设置为 $25 \text{ km} \times 15 \text{ km}$,设定无人机飞行速度为 $\bar{V}_k = 25 \text{ m/s}$ 。船舶行驶速度(单位: m/s)服从 $V_i \sim U[5, 10]$ 的均匀分布。船舶位置生成遵循以下规则,初始位置: $X_i = U[0, 25]$, $Y_i = U[0.7Y, 15]$;目标位置: $X_i = U[0, 25]$, $Y_i = U[0.4Y, 0.7Y]$ 。通过初始位置和目标位置确定船舶航向。

利用上述规则生成仿真数据,整个数据集命名为 $SsNnVvXxYy$,包括船舶初始位置、目标位置、船舶速度等信息。其中 S 表示场景; N 表示船舶数量; V 表示无人机飞行速度; X 表示 ECA 水平范围; Y 表示 ECA 垂直范围。 $S10N25V25X25Y15$ 仿真数据集的船舶分布如图 5 所示。

在 ECA 区域中,受其土地规划政策,基础设施、自然环境等因素影响,岸上无人机托管基站设置区域有限,本文设定在 ECA 岸边水平方向上 $[3,6]$, $[11,13]$, $[17,20]$ 等区域设置候选基站,如图 5 所示。

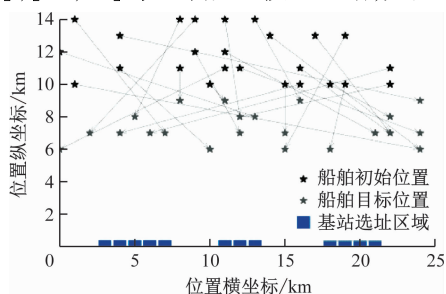


图 5 船舶分布图

Fig. 5 Ship distribution map

4.2 模型与算法演示

在基站选址和无人机路径规划中,成本受多种因素影响,需根据实际情况评估,本文设定基站建设成本为 10 万元、无人机飞行成本为 1 元/km、无人机使用成本为 15 元/架。

4.2.1 基站选址

考虑到船舶位置不确定性对岸上基站选址的影响,在规划区域中确定最终基站位置时,需根据不同场景中的选址结果进行综合考虑。本文使用随机模拟方法生成了 200 组数据 $S_s/N_n/V25/X25/Y15$,通过控制 s 和 n 模拟不同情景下船舶的分布情况。从候选基站中进行选择,并对不同场景下选址结果进行汇总分析,绘制相应的散点图,散点大小表示该位置被选为基站的频率。选址结果如图 6、图 7 所示。

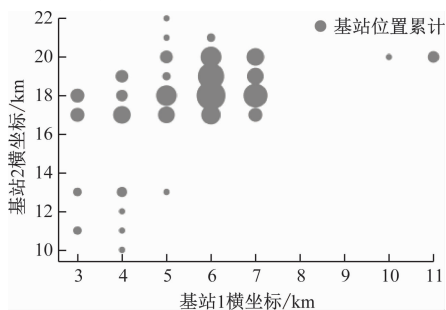


图 6 两个基站选址的频次分布

Fig. 6 Frequencies of the two station placements

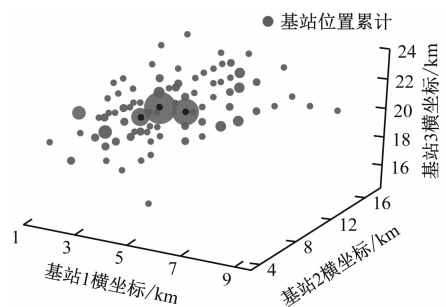


图 7 三个基站选址的频次分布

Fig. 7 Frequencies of three station placements

根据选址结果,对于 50 艘船舶以内的场景,建设 2 个无人机基站位置选择 $(6,0)$ 和 $(18 \vee 19,0)$ 比较合适;建设 3 个无人机基站位置选择 $(3 \vee 4,0)$ 和 $(12,0)$ 和 $(20,0)$ 比较合适,所有基站依岸建设。除建设成本,还需考虑地面平整度、坚固性、积水、大型遮挡物等因素,以确保无人机起降不受干扰。在实际应用中,可以根据具体情况在选址位置附近进行几百米的偏移。基站选址是一个综合优化的结果,虽然所选位置不能确保每个场景中的监测效率都达到最佳,但总体来说,这种选址策略相对稳定且效果良好。

4.2.2 无人机路径规划

基于岸上基站位置,利用数据 $S10/N25/V25/X2-5Y, y=[5,15]$ 。通过模型 [MDS] [MD] 分别求解出船舶运动、静止时的无人机飞行路径。表 2 展示了无人机在不同基站位置上的飞行距离。基站位置影响飞行路径,不同基站位置下的路径长度存在差异,合理的基站位置可在监测任务中缩短 10% 的飞行距离。

从表 2 可知,模型 [MDS] 和 [MD] 求解结果相近。船舶实时移动时,路径规划难度增大,[MD] 模型因船舶移动产生规划误差,到达监测点后需追逐船舶,从而导致飞行距离增大。而 [MDS] 考虑无人机飞行和船舶航行条件,飞行路径更短,规划方法更具科学性,同时该方法满足不同距离的监测需求。无人机飞行时间受到船舶离岸距离的影响导致无人机在飞往第一个相遇位置以及返回基站的路径长度上产生巨大差异。

表 2 基站位置对无人机飞行距离的影响

Tab.2 Impacts of station locations on drone flying distances

| 基站位置 | 船舶离岸远 (飞行距离/km) | | 船舶离岸近 (飞行距离/km) |
|---------|--------------------|--------|--------------------|
| | [MD] | [MDS] | [MDS] |
| (6,18) | 113.40 | 113.40 | 73.17 |
| (0,15) | 118.80 | 125.00 | 92.16 |
| (3,20) | 114.75 | 119.70 | 80.73 |
| (10,25) | 112.86 | 114.98 | 78.84 |
| (0,23) | 120.60 | 120.10 | 91.26 |

图 8 展示了船舶离岸远场景中船舶实时移动下无人机的飞行路径,图 8a 和图 8b 展示了 2 个基站 3 架无人机的路径优化方案。图 8c 和图 8d 展示了 3 个基站 4 架无人机的路径优化方案。

表 3 给出相同场景不同策略下 GA 的计算时间和目标函数值。两种策略均可在半分钟内规划好监

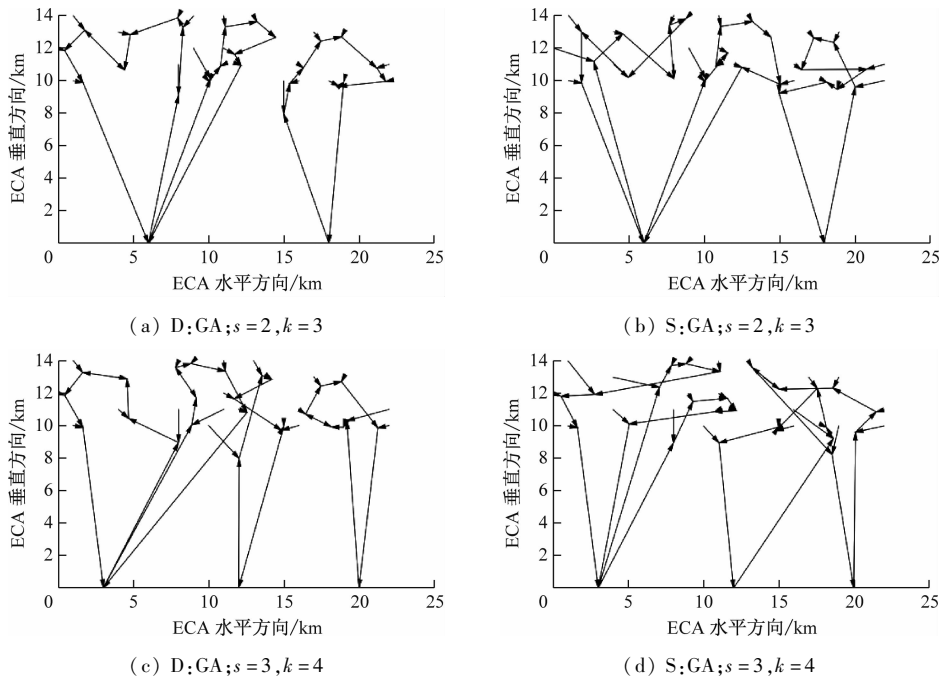


图8 无人机飞行路线

Fig. 8 Drone flying routes

表3 基站与无人机数量以及解码策略下 GA 计算时间和目标函数

Tab.3 Computing time and objectives solved by GA with different D/S strategies, stations and drones

| (s, k) | 策略 | 飞行时间/h | 飞行成本/元 | 平均飞行时间/h | 模型求解时间/s |
|--------|----|--------|--------|----------|----------|
| (2, 3) | D | 1.25 | 157.05 | 1.32 | 10.57 |
| | S | 1.29 | 169.20 | 1.49 | 17.82 |
| (3, 4) | D | 1.41 | 186.90 | 1.53 | 18.54 |
| | S | 1.56 | 200.40 | 1.70 | 26.32 |

测路径。但使用 D 策略的 GA 可以获得更优质的解,其求解时间平均减少 50%。增加无人机会导致总飞行时间和成本增加,而减少无人机数量可减少整体飞行时间,导致完成时间延迟或无法满足续航要求,在决策过程中要权衡成本与完成时间的关系。对于小规模数据,虽然建设 3 个基站成本较高,但考虑船舶入港的峰值变化,在船舶数量增多的情况下,此种配置可更好地解决监测问题。同时在低谷期,可选择关闭其中一个基站来降低成本,当关闭基站 (12, 0),飞行成本可减少 21.3 元。

4.3 灵敏性分析

4.3.1 遗传算法的两种分解策略比较

为探究 GA 在不同场景下的有效性及分解策略的优劣,利用数据集 S10NnV25X25Y15 两个基站船舶数量为 $n = [10, 15, \dots, 50]$ 等不同场景采用两种不同策略的 GA 进行试验,图 9 所示结果表明遗传

算法能够成功求解不同数量级船舶监测任务中的无人机路径问题。随着船舶数量增多,两种策略求解的 GA 时间增长。在船舶数量大于 20 的场景中, D 策略的 GA 优于 S 策略,其结果可优化 7% 左右。尤其在船舶数量较大时, D 策略的求解效果更为显著。所以在求解大规模算例时,优先选择 D 策略。无人机数量影响监测成本,在不考虑监测延迟和续航能力的约束下,监测 50 艘船舶,派遣 2 架无人机的成本要比派遣 3 架的成本节省 18%,所以在续航范围内派遣更少数量的无人机可以节约成本。

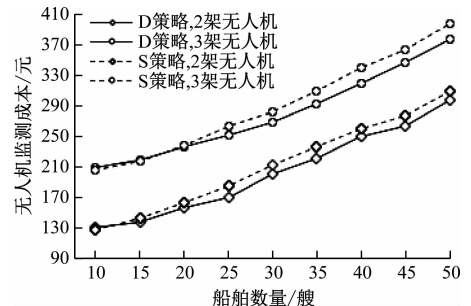


图9 D/S 解码策略的比较研究

Fig. 9 Comparison of D/S decoding strategies

4.3.2 基站无人机数量对路径优化的影响

无人机根据船舶分布和无人机数量进行任务分配。利用 S10N25V25X25Y15 数据集基于 D 策略下的 GA 求解 2 个基站不同无人机组合下的飞行距离。如表 4 所示,在 25 艘船舶的场景中,满足续航约束下派遣 3 架无人机进行监测飞行距离最短。在一个基站无人机数量不变的情况下,每增加一架飞

机,飞行距离增加15%及以上。在多基站协同监测时,飞行距离随着基站内无人机数量的变化而变化,参与监测的无人机越多,由于离岸距离的影响飞行距离越长。当基站内的无人机数量不平衡时,某些基站内的无人机可能需要飞行更长的距离才能完成任务,从而导致整体飞行距离的增加。均匀派遣基站无人机可使飞行距离减少5%以上。在实际应用中均匀地配置基站无人机数量可提高监测效率,从侧面也说明建多个基站比单个基站在长期的应用中更加合理。

表4 基站无人机数量配置灵敏度分析结果

Tab.4 Sensitivity analysis of drones of each station

| K1/架 | K2/架 | 飞行距离/km | K1/架 | K2/架 | 飞行距离/km |
|------|------|---------|------|------|---------|
| 2 | 1 | 129.96 | 1 | 4 | 171.54 |
| 1 | 2 | 127.98 | 2 | 3 | 167.22 |
| 2 | 2 | 147.60 | 3 | 2 | 165.06 |
| 1 | 3 | 149.94 | 4 | 1 | 170.73 |
| 3 | 1 | 150.03 | 5 | 0 | 183.15 |
| 0 | 4 | 152.92 | 0 | 5 | 181.80 |

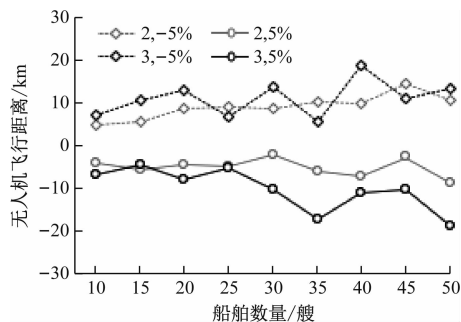
注:K1/2 = 基站1/2中无人机数量

4.3.3 无人机速度对无人机路径优化的影响

现就2个基站,船舶数量 $n = [10, 15, \dots, 50]$ 等不同场景,利用数据集S10NnV25X25Y25通过改变无人机速度进行试验,分析无人机速度对路径优化的影响,图10展示了无人机速度变化5%后飞行距离的变化值。

无人机速度变化对船舶排放监测任务的影响是显著的。不同场景中,无人机速度变化5%,飞行距离平均浮动5%左右,船舶数量越多浮动越大。提升无人机速度不仅可缩短飞行距离还可提高任务完成的效率,也可减少监测所需的时间和无人机数量。船舶数量越多,速度变化越敏感,在船舶密集时,适

当提升无人机速度可降低监测成本。同时相较于2架无人机的情况,3架无人机参与监测其速度的变化更加敏感,参与监测的无人机越多,其速度变化对整体的监测效率影响越大。但随着无人机速度的增加,能源消耗也会相应增加。因此选择无人机速度时,需平衡两者之间的关系。



注:图例“x,y%”表示为x个无人机速度变化y%的配置;飞行距离为负数表示无人机飞行距离的减少量。

图10 无人机速度的灵敏度分析

Fig.10 Sensitivity analysis of drone speed

4.3.4 续航能力对无人机路径优化的影响

针对2个基站和利用数据集S10NnV25X25Y25, $n = [25, 30, \dots, 40]$ 采用基于D策略的GA分析续航能力对无人机路径总飞行时间的影响,如表5所示。在不考虑续航能力时,派遣较少的无人机具有成本时间优势。当任务量增加时,每架无人机的飞行时间也随之增加,无人机续航能力受到挑战,增加无人机将缩短单架无人机的飞行时间,提前完成所有监测任务。例如,续航时间为0.5h时,分别派遣4架和3架无人机监测35艘船舶,前者可在续航范围内完成监测,并相比于后者提前0.15h完成任务。续航能力会影响无人机路径覆盖范围、任务分配结果和协作能力,要求根据实际应用配置无人机性能。

表5 不同场景下无人机飞行时间

Tab.5 Drone flight time in different scenarios

| 船舶数量/艘 | 3架无人机 | | 4架无人机 | |
|--------|--------------------|---------|--------------------------|---------|
| | 完成时间/h | 总飞行时间/h | 完成时间/h | 总飞行时间/h |
| 25 | [0.43, 0.47, 0.39] | 1.29 | [0.38, 0.38, 0.34, 0.32] | 1.42 |
| 30 | [0.58, 0.45, 0.44] | 1.47 | [0.35, 0.40, 0.34, 0.48] | 1.57 |
| 35 | [0.46, 0.57, 0.55] | 1.58 | [0.41, 0.42, 0.39, 0.42] | 1.64 |
| 40 | [0.58, 0.51, 0.64] | 1.73 | [0.49, 0.49, 0.60, 0.51] | 2.09 |

5 结束语

在ECA船舶污染监测背景下,重点研究考虑船

舶位置不确定性的无人机基站选址和船舶航行时的多无人机船舶监测路径优化问题。针对排放监测中船舶动态移动的特点,构建会面模型来求解船舶与

无人机的相遇位置,以无人机监测总成本最小化为目标构建多基站、多无人机的选址路径随机规划模型;设计遗传算法与禁忌搜索算法相结合的两阶段启发式算法实现基站选址和路径规划。数值试验研究发现:在求解大规模算例时,运用D策略解码方法更优;船舶不密集且无人机性能较好时,派遣无人机数量越少越能节省成本;而船舶数量密集时,适当提高无人机速度可以降低监测成本;无人机续航能力影响任务分配与协助效率,制定派遣策略时应考虑无人机续航能力、成本与时间等因素。本文构建的模型和算法考虑了求解时效性和多无人机协作的特点,可在短时间内规划好无人机路径并较均匀地分配好任务,提高整体监测效率和精度,为实际船舶动态排放监测提供了合理的解决方案,本文方法也可以应用于其他类似的动态监测领域。后续可以进一步考虑异构无人机、飞行不确定性等问题,进一步贴合实际应用。

参 考 文 献

- [1] SHEN L X, WANG Y D, LIU K P, et al. Synergistic path planning of multi-UAVs for air pollution detection of ships in ports [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2020, 144: 102128.
- [2] HU Z H, LIU T C, TIAN X D. A drone routing problem for ship emission detection considering simultaneous movements [J]. *Atmosphere*, 2023, 14(2): 373.
- [3] 王蕾, 徐永锋, 胡萌赋. 船舶尾气监测在海事排放控制区监管中的应用 [J]. *中国海事*, 2019(12): 59-60.
- WANG L, XU Y F, HU M F. Brief discussion on the application of ship exhaust monitoring on the supervision of Emission Control Area [J]. *China Maritime Safety*, 2019(12): 59-60. (in Chinese)
- [4] 吴建华, 袁小芳, 刘凌佳. 基于 WebGIS 的船舶尾气遥测数据分析系统设计 [J]. *现代电子技术*, 2020, 43(12): 111-114.
- WU J H, YUAN X F, LIU L J. Design of WebGIS-based telemetry data analysis system of ship exhaust gas [J]. *Modern Electronics Technique*, 2020, 43(12): 111-114. (in Chinese)
- [5] 傅正堂, 胡志华, 费海平. 无人机危险品集装箱堆场巡查路径优化研究 [J]. *铁道科学与工程学报*, 2017, 14(11): 2467-2472.
- FU Z T, HU Z H, FEI H P. Hazardous container yard patrol optimization research with UAVS [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2017, 14(11): 2467-2472. (in Chinese)
- [6] 周云鹏, 封学军, 许博, 等. 船舶燃油品质监测的无人机巡航路径优化 [J]. *大连海事大学学报*, 2020, 46(3): 95-100.
- ZHOU Y P, FENG X J, XU B, et al. Route optimization of UAV in detecting marine fuel quality [J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2020, 46(3): 95-100. (in Chinese)
- [7] LIU Y, LIU Z, SHI J M, et al. Optimization of base location and patrol routes for unmanned aerial vehicles in border intelligence, surveillance, and reconnaissance [J]. *Journal of Advanced Transportation*, 2019: 1-13.
- [8] AGATZ N, BOUMAN P, SCHMIDT M. Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone [J]. *Transportation Science*, 2018, 52(4): 965.
- [9] YU K, BUDHIRAJA A K, BUEBEL S, et al. Algorithms and experiments on routing of unmanned aerial vehicles with mobile recharging stations [J]. *Journal of Field Robotics*, 2019, 36(3): 602-616.
- [10] MOON I, SALHI S, FENG X H. The location-routing problem with multi-compartment and multi-trip: formulation and heuristic approaches [J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2020, 16(3): 501-528.
- [11] CHENG C, ZHU R, COSTA A M, et al. Multi-period two-echelon location routing problem for disaster waste clean-up [J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2022, 18(3): 1053-1083.
- [12] 陆玲玲, 胡志华. 海岛无人机配送中继站选址—路径优化 [J]. *大连理工大学学报*, 2022, 62(3): 299-308.
- LU L L, HU Z H. Location-routing optimization of island drone delivery relay station [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2022, 62(3): 299-308. (in Chinese)
- [13] GANDRA V M S, CALIK H, WAUTERS T, et al. The impact of loading restrictions on the two-echelon location routing problem [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 160.
- [14] WANG S Y, TAO F M, SHI Y H. Optimization of location-routing problem for cold chain logistics considering carbon footprint [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(1): 86.
- [15] ALMOUHANNA A, QUINTERO-ARAUJO C L, PANADERO J, et al. The location routing problem using electric vehicles with constrained distance [J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 115: 104864.