

无人艇基站多无人机检测 船舶排放的选址与路径优化

牛雅凡, 胡志华, 李姚娜

(上海海事大学物流研究中心, 上海 201306)

[摘要] 针对无人机基站、无人机和船舶航行的动态性, 建立移动基站场景下无人艇基站平台选址和多无人机路径优化耦合的混合整数线性规划模型, 并设计基于初始、中间、结束时间点的三种选址策略和一种综合策略, 进一步设计基于序贯插入策略的遗传算法, 以此优化多无人机检测船舶排放的路径。实验数据表明, 综合策略比其他三种策略平均节省 10% 的飞行时间; 移动基站比固定基站节省 16% ~ 46% 的飞行时间; 无人机飞行速度每提高 5 km/h, 无人机飞行总时长平均降低 7.49%; 无人艇速度每提高 5 km/h, 无人机飞行总时长平均降低 6.73%。

[关键词] 船舶排放检测; 无人艇基站; 无人机调度; 选址与路径优化; 混合整数线性规划模型

[中图分类号] U 698.7; X 831

Location-Routing Optimization for Detecting Ship Emissions by Multiple Drones Based on Unmanned Boat Stations

NIU Yafan, HU Zhihua, LI Yaona

(Logistics Research Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Considering the characteristics of simultaneous movements of ships, unmanned vessel-base station and drones, a mixed-integer linear program is established to solve the coupled problem of unmanned boat station location and drone routing optimization. Three location strategies based on initial, intermediate, and final time points, as well as a comprehensive strategy are designed. Further, a genetic algorithm is designed based on the sequential insertion strategy to optimize the path for multiple drones detection of ship emissions. In the numerical experiments, compared to the three strategies, the comprehensive one can save 10% flight time on average; compared to the scenario of using fixed stations, using mobile stations can save 16%-46% drone flight times; increasing the drone flying speeds by 5 km/h can reduce the flight times by 7.49% on average; increasing the unmanned boat's speed by 5 km/h can reduce the drone flight time by 6.73% on average.

Keywords: ship emissions detection; unmanned boat station; drone scheduling; location-routing optimization; mixed-integer linear program model

[收稿日期] 2024-03-13

[基金项目] 国家自然科学基金项目“一带一路与大数据背景下南海海运通道空间格局演化的全景式建模与实验”(71871136); 上海市自然科学基金面上项目“紧致化智能物流作业场景下时空网格建模与冲突规避策略研究”(23ZR1426500)

[作者简介] 通信作者: 胡志华(1977—), 教授, 博导, 从事港行与物流运作优化方向研究。E-mail: zhhu@shmtu.edu.cn

0 引言

各国政府制定排放控制区 (emission control area, ECA) 政策, 以加强船舶尾气排放检测与治理, 减少污染^[1]。配备尾气嗅探技术设备的无人机可飞入船舶排气口的烟羽中, 以伴飞的形式通过高精度气体传感器实时感知船舶排放的有害物质是否超过排放标准, 且可实现连续动态追踪和持续检测^[2]。以无人艇作为无人机的移动充电平台, 不仅可以突破电量限制, 还显著扩大了检测范围, 提高船舶污染监测的效率。

适用于船舶排放检测场景的检测方法被相继提出。如, Deng 等^[3]设计了一种使用高斯羽流模型和 AIS 数据跟踪相结合的测量移动船舶羽流的方法; Zhou 等^[4]提出用无人机跟踪并测量烟羽的方法。同时无人机已广泛应用于应急物流、终端配送等领域, 无人机路径优化模型变体也越来越丰富。如, Li 等^[5]在应急物流的背景下提出用于车辆和无人机的协同配送路径优化模型; Albert 等^[6]建立了混合整数线性规划模型, 解决用多架无人机跟踪冰山的问题; Liu 等^[7]针对固定基站情形下船舶与无人机动态移动特征的无人机路径优化问题, 建立混合非线性整数规划模型并采用遗传算法求解。在求解算法方面, 为提高无人机路径优化问题解的质量和减少计算时间, 李朝阳^[8]针对航海路径优化问题证明了遗传算法 (genetic algorithm, GA) 相较于传统最短路径算法更具优势; Shen 等^[9]使用突变策略改进进化算法并优化无人机飞行路径; 徐鹏飞等^[10]考虑环境对路径优化的影响, 通过改进常规的启发式算法提出一种全局路径优化方法, 提高了路径的合理性与安全性; 吴鹏等^[11]考虑排放控制区的绿色多式联运, 用遗传算法进行路径和速度优化。这类算法还有模拟退火算法^[12]、A * 算法^[13]、人工势场法^[14]等。

本文考虑无人机基站和船舶航行的动态性, 重点研究无人机基站选址与无人机路径优化的耦合问题, 并设计遗传算法求解, 通过比较固定基站与无人艇基站的目标函数值分析移动基站的优化效果, 以期为引入无人艇基站平台的船舶排放检测方案提供参考, 也为新型交通系统建设和动态测量技术的发展提供思路。

1 问题描述

本文研究的无人机路径优化问题中, 对于无人机和船舶的检测关系定义为: 每架无人机可检测多艘船舶, 而每艘船舶只能被 1 架无人机检测。图 1 展示了两种不同基站类型下无人机检测路径示意图。图 1a 表示, 在 ECA 内无人机基站位置固定, 无人机从岸边基站出发, 依次访问待检测船舶, 完成任务后返回无人机基站。图 1b 中引入可移动无人艇作为无人机基站 (记为集合 B), 每个无人艇基站 ($b \in B$) 拥有可支配无人机数量为 Q_k ($Q_k \geq 1, Q_k \in \mathbf{Z}^+$)。对于待检测船舶集合, 无人艇选择 o_k 投放点, 投放多架无人机执行船舶尾气检测任务, 然后无人艇驶往计算得到的回收点 d_k 回收无人机。

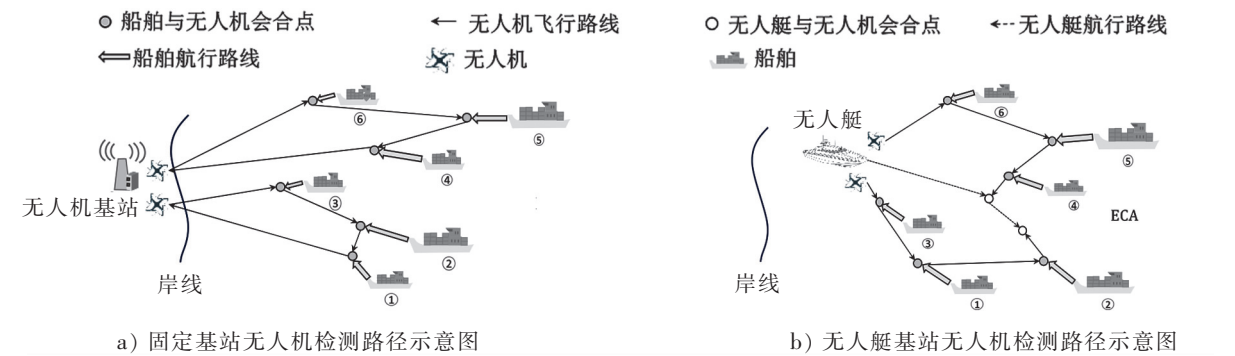


图 1 固定基站和无人艇移动基站的无人机检测船舶尾气排放的路径示意图

Fig.1 Ship exhaust emissions detection based on fixed and unmanned boat stations for drones

图 2 展示了一种假设的检测情况，即无人艇投放 1 号、2 号 2 架无人机分别检测 I、II 两艘船舶。假设无人艇回收无人机的顺序为：2→1。图 2a 为 t 时刻无人艇同时投放 1、2 号无人机分别去检测 I、II 号船舶。图 2b 为 $t+1$ 时刻 2 号无人机与船舶相遇，此时 1 号无人机已完成检测任务，然后 1 号无人机向 2 号无人机与无人艇的相遇点移动。图 2c 为 $t+2$ 时刻 2 号无人机与无人艇相遇并完成回收，等待 1 号无人机到达相遇点并完成回收。

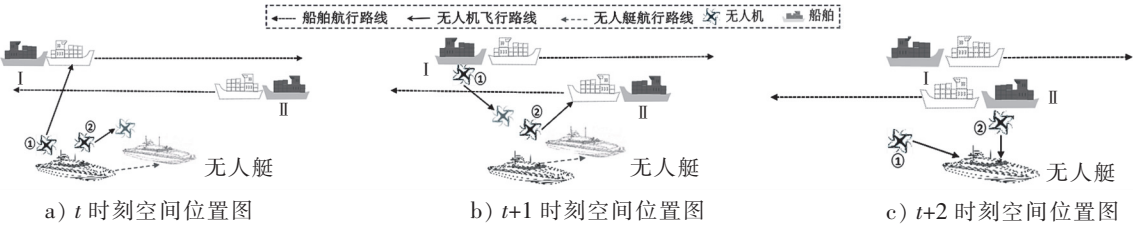


图 2 无人艇基地的船舶与无人机相遇示意图

Fig.2 Ships meeting with drones based on unmanned boat base station

2 数学模型

针对无人机基地、无人机和船舶的动态性建立混合整数线性规划模型。模型相关集合、参数和决策变量的定义见表 1。

表 1 模型相关变量定义
Tab. 1 Definition of model related variables

变量符号	变量定义
集合	I 进入 ECA 的船舶集合, 通过 i, j 索引
	B 无人艇基站集合, 通过 b 索引
	K_b 基站 b 拥有的可支配无人机集合
	K 无人机集合, 即 $K = \sum K_b, b \in B$
	N 节点集合, $N = I \cup \{o_k, d_k \mid k \in K_b, b \in B\}$
参数	V_k 无人机 k 的飞行速度, $k \in K_b, b \in B$
	V_i 船舶 i 的航行速度, $i \in I$
	o_k 无人机 k 的初始投放点, $k \in K_b, b \in B$
	d_k 无人机 k 的回收点, $k \in K_b, b \in B$
	d_0 所有无人艇基地的虚拟结束点
	T_0^k 无人机 k 的投放时刻, $k \in K_b, b \in B$
	T_0^b 基站 b 投放无人机的时刻, $b \in B$
	x_{ij}^k 无人机 k 的检测顺序, $k \in K_b, b \in B$
决策变量	y_{pq}^b 基站 b 接收无人机 p 的顺序, $b \in B, p \in K_b$
	S_i^k 无人机 k 到达船舶节点 i 的时刻, $k \in K_b, b \in B, i \in I$
	B_p^b 基站 b 回收无人机 p 的时刻, $b \in B, p \in K_b$
	c_{ij} 无人机在船舶节点 i, j 间飞行的时间

2.1 会合模型

通过无人艇、无人机、船舶同步移动的位置关系，建立会合模型确定移动轨迹、相遇位置和相遇时间。会合模型的应用场景可描述为：首先，当船舶进入 ECA 区域后，无人艇基地通过船舶自动识别系统（AIS）获取船舶的航速 V_i 、位置 (X_i, Y_i) 、航行轨迹等信息；接着，无人艇的位置为 (X_k, Y_k) ，为了使无人机与船舶会面进行尾气检测，无人艇派遣无人机以速度 V_k 朝预计的会合位置 (x_i, y_i) 移动， t 时刻后无人机与船舶在会合位置相遇并完成检测。

由于无人机到达会合点后将伴飞一段时间以飞近船舶烟羽, 为了不失一般性, 将伴飞时间计入会合时间。在无人机完成伴飞和船舶尾气检测后, 计算无人机与无人艇的会合位置与时间, 待到达会合点后无人艇回收无人机。船舶的初始位置、速度等信息可以通过无人艇上的自动识别系统获得, 位置关系如图3所示。根据图3中建立的二维坐标系, 以会合时间 t 为变量, 建立动态同步移动会合模型 [Meet]:

$$[\text{Meet}] \quad \begin{cases} x_i = X_i + tV_i^X, \\ y_i = Y_i + tV_i^Y, \\ \sqrt{(x_i - X_k)^2 + (y_i - Y_k)^2} = tV_k. \end{cases} \quad (1)$$

会合模型的计算过程可描述为: 首先根据两点间距离公式推导出船舶速度 V_i 在横纵两个方向上的分量 V_i^X 、 V_i^Y , 如式(2)~(3)所示; 然后分别以无人艇位置 (X_k, Y_k) 和船舶位置 (X_i, Y_i) 为圆心, 以 t 时刻下无人艇行驶的距离 tV_k 和船舶航行的距离 tV_i 为半径作两个圆, 两圆的交点 (x_i, y_i) 即为会合点。将式(1)中的 $\sqrt{(x_i - X_k)^2 + (y_i - Y_k)^2} = tV_k$ 两边取平方得到式(4), 再将式(1)中的 $x_i = X_i + tV_i^X, y_i = Y_i + tV_i^Y$ 代入式(4)得到式(5), 通过解式(5)方程得到式(6), 即得到会合时间 t 。具体公式如下:

$$V_i^X = V_i(X_i' - X_i) / (\sqrt{(X_i - X_i')^2 + (Y_i - Y_i')^2}); \quad (2)$$

$$V_i^Y = V_i(Y_i' - Y_i) / (\sqrt{(X_i - X_i')^2 + (Y_i - Y_i')^2}); \quad (3)$$

$$(x_i - X_k)^2 + (y_i - Y_k)^2 = t^2 V_k^2; \quad (4)$$

$$\begin{cases} at^2 + bt + c = 0, \\ a = (V_i^X)^2 + (V_i^Y)^2 - V_k^2, \\ b = 2(V_i^X(X_i - X_k) + V_i^Y(Y_i - Y_k)), \\ c = (X_i - X_k)^2 + (Y_i - Y_k)^2; \end{cases} \quad (5)$$

$$t = (-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}) / 2a.$$

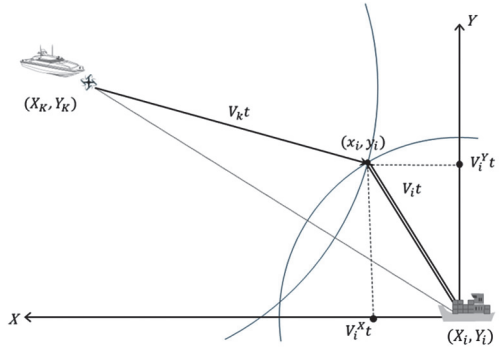


图3 无人机与船舶会合模型示意图

(6) Fig.3 Demonstration of the meeting model of drones and ships

2.2 无人艇基站多无人机路径优化模型

无人艇基站多无人机路径优化模型是车辆路径规划问题^[15] (vehicle routing problem, VRP) 的拓展, 将 VRP 模型融入[Meet], 建立无人艇基站多无人机路径问题的 [VRPd] 模型, 如式(7)~(26)所示:

$$[\text{VRPd}] \quad \min \sum_{k \in K} \sum_{i,j \in N^k, i \neq j} c_{ij} x_{ij}^k. \quad (7)$$

$$\sum_{j \in I} x_{oj}^k = 1, \forall k \in K_b; \quad (8) \quad \sum_{p \in K} y_{d_p d_k} - \sum_{q \in K} y_{d_k d_q} = 0, \forall p, q \in K_b; \quad (16)$$

$$\sum_{i \in I} x_{id_k}^k = 1, \forall k \in K_b; \quad (9) \quad B_{d_p} + c_{d_p d_q} - M(1 - y_{d_p d_q}) \leq B_{d_q}, \forall p, q \in K_b, \quad (17)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in IU \setminus \{o_k\}} x_{ip}^k - \sum_{k \in K} \sum_{j \in IU \setminus \{d_k\}} x_{pj}^k = 0, \forall p \in I; \quad (10) \quad B_{d_p} \leq M \sum_{p \in K, p \neq q} y_{d_p d_q}, \forall p, q \in K_b; \quad (18)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in N} x_{ij}^k = 1, \forall j \in I; \quad (11) \quad S_i^k = B_k^b, \forall k \in K_b, i \in N, b \in B; \quad (19)$$

$$S_i^k + c_{ij} - M(1 - x_{ij}^k) \leq S_j^k, \forall i, j \in I, i \neq j, k \in K_b; \quad (12) \quad x_{ii}^k = 0, \forall i \in N^k, k \in K_b; \quad (20)$$

$$S_0^k = T_0^k, \forall k \in K_b; \quad (21)$$

$$S_i^k \leq M \sum_{j \in N, i \neq j} x_{ij}^k, \forall i \in I \cup \{o_k\}, k \in K_b; \quad (13) \quad y_{d_p d_p} = 0, \forall p \in K_b; \quad (22)$$

$$\sum_{q \in K, q \neq k} y_{o_k d_q} = 1, \forall k \in K_b; \quad (14) \quad B_{o_k} = T_0, \forall k \in K_b; \quad (23)$$

$$\sum_{p \in K, p \neq k} y_{d_p d_o} = 1, \forall k \in K_b; \quad (15) \quad x_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j \in N^k, k \in K_b; \quad (24)$$

$$y_{d_p d_q} \in \{0, 1\}, \forall p, q \in K_b. \quad (25)$$

其中: 式 (7) 表示无人机的总飞行时间成本最小化的目标函数; 式 (8) ~ (9) 为无人机飞行路径起点、终点约束式; 式 (10) 保证每个船舶节点的服务次数和离开次数相等; 式 (11) 表示每条船舶被唯一无人机检测; 式 (12) ~ (13) 控制无人机与船舶的会合关系, 设 $M = 1000$; 式 (14) ~ (15) 表示无人艇基地的起点和终点约束, 引入虚拟终点 d_0 以便求解, 其所需时间 $t = 0$; 式 (16) 确保无人机的投放和回收数量一致; 式 (17) ~ (18) 限制无人机只能依次回收无人机; 式 (19) 确保基站与无人机完成任务的时间一致; 式 (20) ~ (25) 中, T_0^k 和 T_0^b 分别表示无人机 k 开始投放和基站开始投放无人机的初始时刻。

在静态 VRP 问题中, 由于船舶固定不动, 所以任意两个船舶之间无人机的飞行时间是确定的。 c_{ij} 为一个关于无人机、无人艇和船舶时空位置的非线性函数, 且与相遇模型有关, 可根据两个非固定方向设备在某一时刻的位置信息进行解方程组计算。为了表示方便, 引入时空点 $N_h(x_h, t_h), h \in \{b\} \cup I \cup K$ 。其中: h 可以表示无人艇基地、无人机和船舶; x_h 为设备 h 的位置信息, $x_h = (H_h, V_h)$, H_h 、 V_h 分别表示设备所在的水平坐标与竖直坐标; t_h 为设备在 x_h 位置时的时刻。此时 c_{ij} 由一个关于时空点的函数 $f^c(N_i, N_j)$ 表示。时空点是否被选择还需要依据无人机访问船舶顺序、无人艇回收无人机顺序以及会合时刻决定, 由此设立了 t_h 表达式。输入会合模型时需统一时刻, 于是设立了 t_0 、 N_i 、 N_j 表达式。其中: V_i 表示垂直方向的位置分量; $f(t_i, t_0)$ 为位置更新函数。基于上述分析, [VRP] 模型中应加入约束式 (26), 即

$$\begin{cases} c_{ij} \leftarrow f^c(N_i, N_j); \\ t_h = \begin{cases} S_i^k & \text{if } i \in I, k \in K, \\ B_{d_p} & \text{if } p \in K; \end{cases} \\ t_0 = \max\{t_i, t_j\}; \\ N_i = N_i(x_i(f(t_i, t_0)), t_0); \\ N_j = N_j(x_j(f(t_j, t_0)), t_0); \\ f(t_i, t_0) = \begin{cases} (H_i, V_i) & t_i = t_0, \\ (H_i + V_i^x(t_0 - t_i), V_i + V_j^y(t_0 - t_i)) & t_i < t_0. \end{cases} \end{cases} \quad (26)$$

3 算法设计

3.1 无人艇基站平台投放点选址策略

针对移动基站和无人机同时移动的特点, 设计基于先验位置的无人艇基站平台投放点选址策略。如图 4 所示, 已知两艘船舶的行驶方向和驶离 ECA 的时间, 计算船舶最早离开检测区域的时间假设为 1 min; 采用平均分配原则, 针对 ECA 矩形区域的长和宽分割相同次数, 即划分为 $(E+1) \times (E+1)$ 个栅格; 设 Z 表示分割时间的次数, 有 $Z+1$ 个时刻。具体选址方法如下所示。

输入: 1) 栅格划分数量 E ; 2) 时间段划分数量 Z ; 3) 策略编号 G 。

输出: 无人艇基站初始投放无人机的位置。

步骤:

步骤 1) 将检测区域划分为 $(E+1) \times (E+1)$ 个栅格, 计算每个栅格的中心;

步骤 2) 计算船舶离开检测区域的最早时间 \tilde{T} , 并划分为 $Z+1$ 个时间点 $\{0, \tilde{T}/Z, \tilde{T}/(Z-1), \dots, \tilde{T}\}$;

步骤 3) 计算在第 n 个时间点时各船舶所在位置;

步骤 4) 策略编号 $s \in G$ 时, 计算在第 n 个时间点的各栅格中心到各船舶的总距离, 当 $G = Z+2$ 时, 各栅格中心到各船舶的距离为前 $Z-1$ 个时间点各栅格中心到船舶距离的平均值;

步骤 5) 根据总距离对船舶进行排序;

步骤 6) 选择总距离排序最靠前的 K 个栅格中心作为基站初始投放无人机的位置。

设计了 4 个选址策略。策略 1 采用 0 min 时间点, 船舶位置如图 4 所示, 计算各栅格到两艘船舶的距离之和, 从 $(E+1) \times (E+1)$ 距离矩阵中选取距离和最小的栅格, 即投放位置为图 4 中灰色栅格的中心。策略 2 与策略 3 分别采用 0.5、1 min 时间点, 采用与策略 1 同样的选取方法, 得到图 4 中灰色栅格距离两艘船舶的距离之和最短, 并选择其中心作为投放点。策略 4 结合前面 3 种策略, 将每一个栅格在 3 个策略中计算出的 3 个距离值相加再除以 3, 得到前 3 种策略距离均值矩阵, 从中选取距离最小的栅格中心点作为投放点。策略 4 与策略 1 ~ 3 的关系为层层递进, 其整体定义为针对无人艇投放无人机策略问题的一种解决方案。

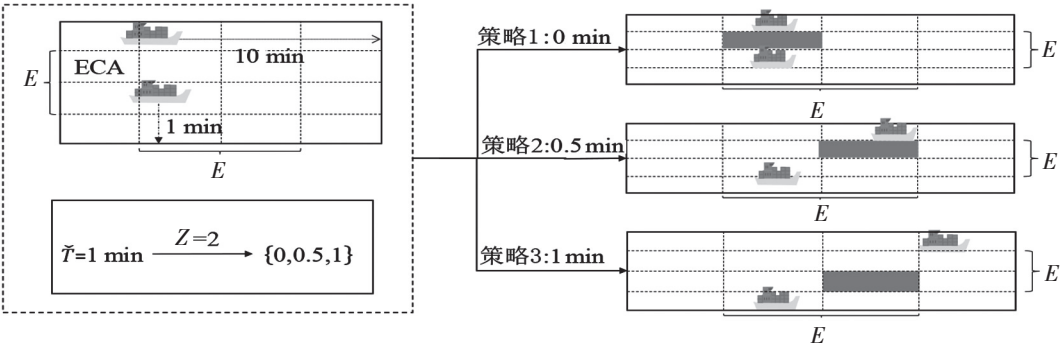


图 4 3 种无人机投放点选址策略的示意图
Fig.4 Three location strategies for drone delivery

3.2 基于序贯插入的遗传算法

本文采用遗传算法求解无人机检测序列与总飞行时间。

1) 染色体编码与解码

无人机执行检测任务的顺序采用船舶序号置换序列的编码。染色体代表基站无人机检测船舶的任务顺序, 通过插入 0 元素将任务序列分割为不同段, 与无人机逐个对应。

2) 选择策略

采用锦标赛选择策略^[15]。从种群中选择个体进入下一代, 即从种群中随机选择一定数量 (称为锦标赛规模) 的个体, 从中选取适应度最高的个体作为父代, 进入下一代的交叉和变异操作。

3) 部分映射交叉

采用部分映射交叉策略^[16]。如图 5 所示, 随机选择 X_i 和 X_j 中相同的一个区间, 先整体交换 X_i 和 X_j 在该区间内的无人机得到 \bar{X}_i 和 \bar{X}_j , 然后顺序找出 \bar{X}_i 中重复的无人机, 反序找出 \bar{X}_j 中重复的无人机, 建立映射表并替换 \bar{X}_i 和 \bar{X}_j 中非交换区间重复的无人机, 分别得到两个子代染色体 \tilde{X}_i 和 \tilde{X}_j 。

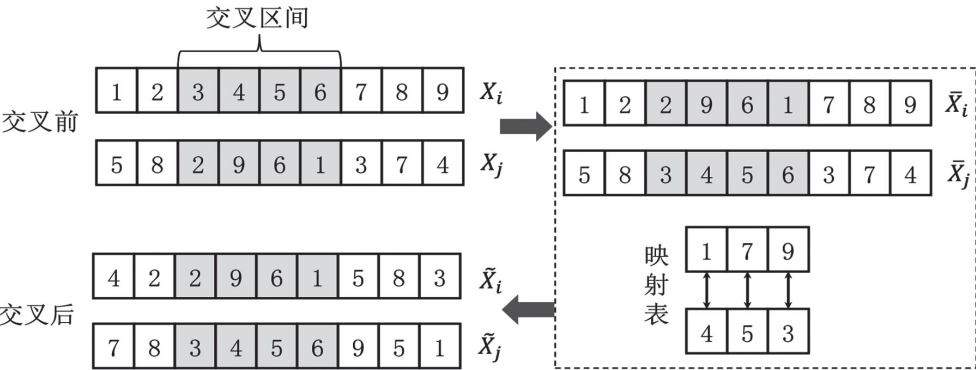


图 5 部分映射交叉算子
Fig.5 The partial mapping crossover operator

4) 变异算子

采用基于交换策略的变异算子，在解向量中随机选择两个不同的位置，并交换这两个位置的无人机。

4 试验验证

数学模型和算法使用 Python 编程并在 12thGenIntel(R)Core(TM)i5 - 12500H 配置的计算机上运行。

4.1 数据集生成

数据集名称的格式为“FfKkSsVvV'v'V̇vXxYy”。其中：F 代表无人机的数量；K 代表无人机基站数量；S 代表船舶数量；V 代表无人机飞行速度；V'代表无人艇速度；V̇代表船舶航行速度；X 代表水平范围；Y 代表垂直范围。以下参数取自均匀分布： $v \sim U[30, 50]$ km/h, $v' \sim U[10, 20]$ km/h, $\dot{v} \sim U[10, 50]$ km/h, $x = 20$ km, $y = 10$ km。数值实验使用三种数据集：数据集 1 为“F3K1S30V30V'20V̇40X20Y10”；数据集 2 为“F3K1S20V30V'20V̇40X20Y10”；数据集 3 为“F3K1S10V30V'20V̇40X20Y10”。

4.2 算法参数设置及收敛性测试

采用数据集 1，对交叉和变异概率(p^x, p^m)进行交叉实验，无人机飞行总时间的等高线如图 6 所示。其中, $p^x, p^m \in [0.1, 0.2, \cdots, 0.9]$ 。根据等高线分布，在后续实验中取 $p^x = 0.7, p^m = 0.4$ 。使用数据集 1 和无人艇初始投放点选址策略 4，测试 GA 求解 [VRPd] 的收敛性。图 7 展示了固定和移动基站对 GA 收敛性的影响，结果表明移动基站相较于固定基站能有效减少无人机飞行时间 23.9%。

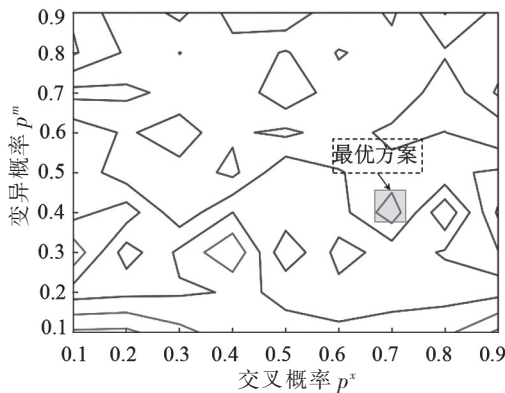


图 6 变异和交叉概率的交叉实验等高线图
Fig.6 Contour plot of the crossing experiments on the crossover and mutation rates

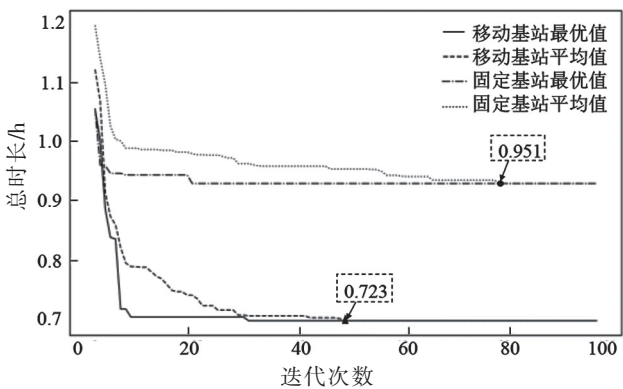


图 7 固定和移动基站对 GA 收敛性的影响
Fig.7 Impact of fixed and mobile stations on GA convergency

4.3 4 种无人艇投放点选址策略比较

采用船舶对向行驶数据集 2，分别选用 4 种策略得到的无人机及无人艇轨迹图如图 8 所示。经分析发现，选择不同的选址策略会影响无人艇初始投放点、无人机检测任务序列和无人艇回收顺序和路径。由表 2 可知，策略 1~3 下无人机飞行总时长均超过 2.5 h；策略 4 下无人机飞行总时长低于 2.5 h，花费总时间最短。因此，策略 4 的选址效果最好。

表 2 4 种选址策略投放点与总飞行时间的比较

Tab. 2 Four location strategies' results and flight time comparisons for drone delivery

策略编号	投放点坐标(x, y)	总飞行时间/h
1	(10.0, 5.0)	2.602
2	(11.0, 6.0)	2.612
3	(7.0, 5.0)	2.545
4	(8.0, 5.0)	2.328

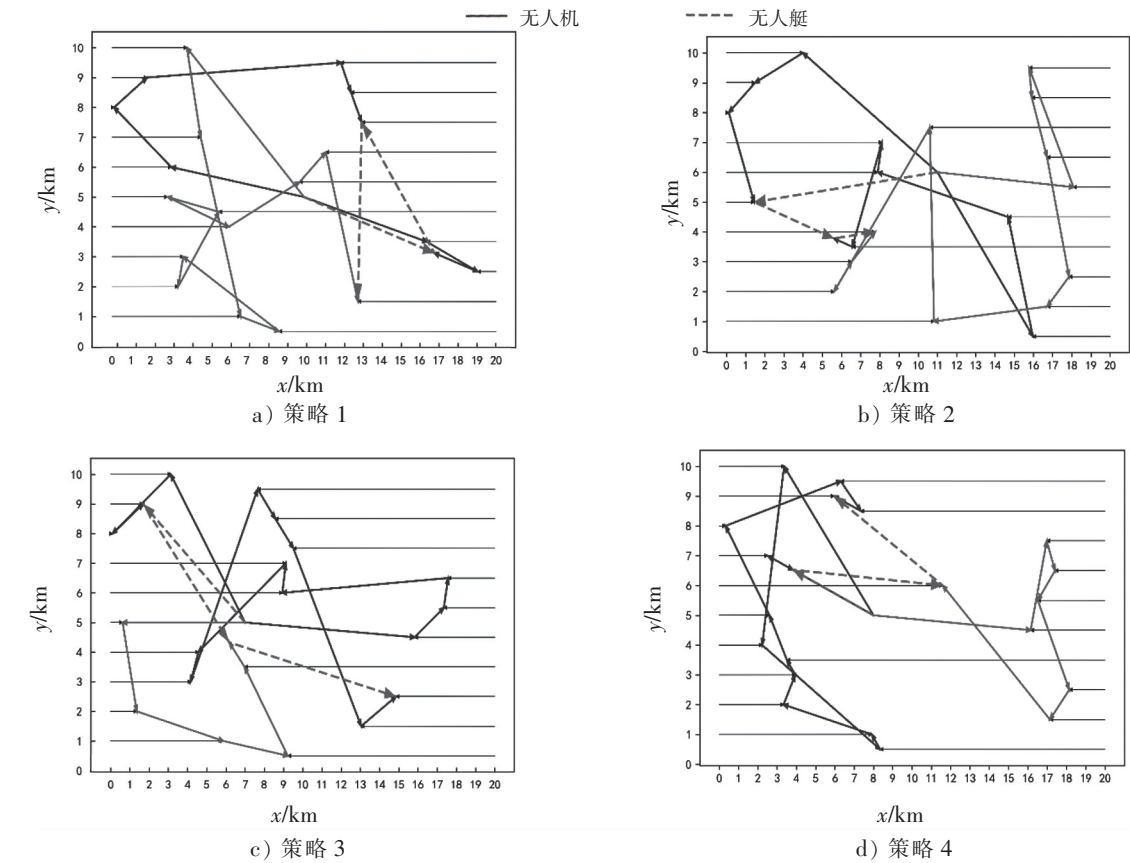


图 8 4 种无人艇投放无人机位置的选址策略的无人机与无人艇轨迹图

Fig.8 Trajectories of drones and unmanned boats for four location strategies for drone delivery from unmanned boats

4. 4 敏感性分析

4. 4. 1 无人机数量与船舶数量变化

为分析固定基站和移动基站无人机数量与船舶数量变化对无人机飞行时间的影响, 将待检测船舶数量固定为 20 艘且无人艇中无人机数量为 [3,5,7] 的情况定义为第一组实验, 包括: F3-S20、F5-S20、F7-S20 三种情况; 将无人艇中无人机数量固定为 5 架且待检测船舶数量为 [15,20,25] 的情况定义为第二组实验, 包括: F5-S15、F5-S20'、F5-S25 三种情况。由于船舶速度是在 10 ~ 15 km/h 范围内随机生成的, 因此 F5-V20 和 F5-V20' 为两组不同的实验。实验结果如图 9 和表 3 所示, 移动基站情形下平均比固定基站情形下无人机飞行总时间减少 26%; 当无人机数量为 5 架时, 船舶数量增加会导致无人机检测序列增长, 每增加 1 艘船舶, 无人机飞行总时间平均增加 15%; 当船舶数量为 20 艘, 无人机数量超过 5 架时, 增加无人机数量反而使无人机飞行总时间增加, 平均增加 30%; 使用移动基站能平均缩减 26% 的飞行时间, 减少幅度为 16% ~ 46%。因此, 并非无人机数量越多执行任务的总时长越短, 而是需要通过实验确定最佳的无人机配置数量。

4. 4. 2 无人艇与无人机速度对无人机飞行时间的影响

采用数据集 3, 设置无人艇速度为 15、20、25 km/h, 无人机速度为 30、35、40、45、50 km/h。实验结果如图 10 和表 4 所示, 在无人机速度一定时, 无人艇速度越大, 无人机飞行总时长越短; 在无人艇速度不变时, 随着无人机速度的增加, 无人机飞行总时长变短。具体为: 当无人艇速度不变, 取无人机参照速度为 5 km/h 时, 无人机速度每增加 5 km/h, 无人机总飞行时长平均减少 7.49%; 当无人机速度不变, 取无人艇参照速度为 5 km/h 时, 无人艇速度每增加 5 km/h, 无人机飞行总时长平

均减少 6.73%。因此，对减少无人机飞行总时长而言，提高无人机速度比提高无人艇基站速度更为有效。

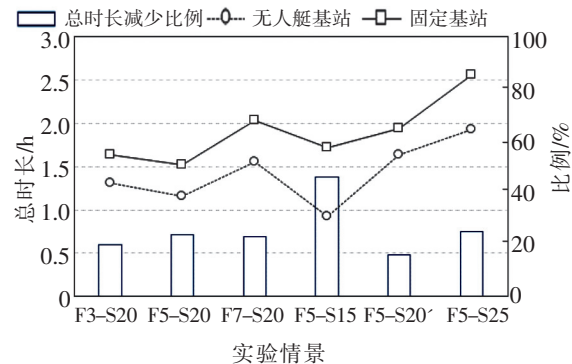


图 9 基站是否移动对无人机飞行时间的影响
Fig.9 Impacts of moving and stational stations on drone flight time in two scenarios

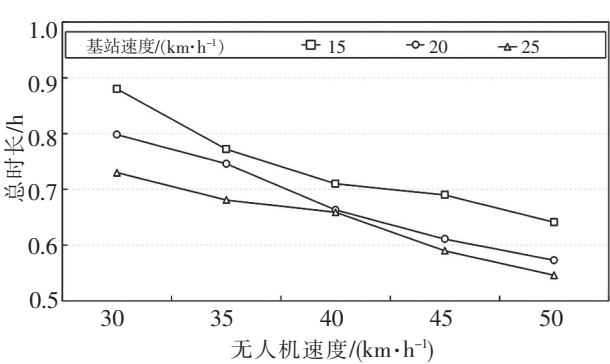


图 10 无人艇速度对无人机飞行时间的影响
Fig.10 Impacts of unmanned boat speeds on drone flight time

表 3 移动基站和固定基站对无人机飞行时间的影响

Tab.3 Drone flight time of mobile and fixed stations

组别	实验情景	无人艇基站/h	固定基站/h	减少比例/%
第一组	F3-S20	1.31	1.64	20
	F5-S20	1.16	1.52	24
	F7-S20	1.56	2.03	23
第二组	F5-S15	0.92	1.73	46
	F5-S20'	1.63	1.94	16
	F5-S25	1.93	2.57	25

表 4 无人机与无人艇速度对无人机飞行时间的影响

Tab.4 Impacts of unmanned boat and drone speeds on drone flight time

单位:h

无人艇速度/(km·h ⁻¹)	无人机速度/(km·h ⁻¹)				
	30	35	40	45	50
15	0.880	0.772	0.710	0.690	0.641
20	0.798	0.746	0.663	0.611	0.573
25	0.730	0.681	0.659	0.590	0.546

5 结论

本文以 ECA 区域中无人艇基站调度无人机检测船舶尾气为研究背景，结合无人艇、无人机和船舶三者同步动态移动特征，研究无人艇投放点选址与无人机路径耦合问题。本文的主要结论包括以下几点：

- 1) 针对无人机基站、无人机和船舶航行的动态性，建立混合整数线性规划模型来解决无人机对船舶的分配问题。
- 2) 将选址和路径规划问题定义为两阶段问题，并设计基于初始、中间、结束时间点的 3 种选址策略和 1 种综合策略，进一步设计基于序贯插入策略的遗传算法来优化多无人机路径。
- 3) 通过设计算例进行数值实验，验证模型和算法的有效性。分析不同策略对全局最优解的影

响, 得出综合策略比其他 3 种策略平均节省 10% 的飞行时间; 在相同实验数据下, 移动基站比固定基站可节省 16%~46% 的飞行时间, 其飞行时间主要节省于无人机往返基站的时间。说明相较于固定基站, 引入无人艇基站可以降低无人机飞行时间, 节省无人机使用成本。

4) 通过数值实验与灵敏度分析, 得出无人机飞行速度每提高 5 km/h, 无人机飞行总时长平均降低 7.49%; 无人艇速度每提高 5 km/h, 无人机飞行总时长平均降低 6.73%。

本研究未考虑海上气流和风速对无人机速度和续航的影响。后续研究中可考虑海况等因素的不确定性对无人机飞行性能的影响, 进一步结合实际场景以提升研究的科学性与严谨性。

[参 考 文 献]

[1] 李文杰, 杨宁, 杜洪波, 等. 长江上游船舶大型化对典型污染排放的影响[J]. 水运工程, 2022(2): 100-105.

[2] MANDLOI D, ARYA R, VERMA A K. Unmanned aerial vehicle path planning based on A * algorithm and its variants in 3D environment [J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2021, 12(5): 990-1000.

[3] DENG M T, PENG S T, XIE X, et al. SO₂ compliance monitoring and emission characteristics analysis of navigating ships: a case study of Shanghai waters in emission control areas, China [J]. Atmospheric Pollution Research, 2022, 13(11): 9.

[4] ZHOU F, ZHU L T, ZOU J, et al. Tracking and measuring plumes from sailing ships using an unmanned aerial vehicle [J]. Iet Intelligent Transport Systems, 2023, 17(2): 285-294.

[5] LI J X, LIU H, LAI K K, et al. Vehicle and UAV collaborative delivery path optimization model [J]. Mathematics, 2022, 10(20): 22.

[6] ALBERT A, LEIRA F S, IMSLAND L. UAV path planning using MILP with experiments [J]. Modeling Identification and Control, 2017, 38(1): 21-32.

[7] 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): 23.

[8] 李朝阳. 基于遗传算法的航海路径规划优化研究 [J]. 中国水运(下半月), 2023, 23(8): 41-43.

[9] SHEN Y, ZHU Y L, KANG H W, et al. UAV path planning based on multi-stage constraint optimization [J]. Drones, 2021, 5(4): 26.

[10] 徐鹏飞, 丁延旭, 曹清波. 基于环境优化的无人艇全局路径规划研究[J]. 中国造船, 2022, 63(5): 206-220.

[11] 吴鹏, 李泽, 季海涛. 考虑排放控制区的绿色多式联运路径和速度优化 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(3): 20-29.

[12] 张维, 马志华, 杨洋洋, 等. 基于改进遗传模拟退火算法的刀具准时化配送路径规划[J]. 现代制造工程, 2020(10): 83-90.

[13] MANDLOI D, ARYA R, VERMA A K. Unmanned aerial vehicle path planning based on A * algorithm and its variants in 3D environment [J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2021, 12(5): 990-1000.

[14] LIU W H, ZHENG X, DENG Z H. Dynamic collision avoidance for cooperative fixed-wing UAV swarm based on normalized artificial potential field optimization [J]. Journal of Central South University, 2021, 28(10): 3159-3172.

[15] 付朝晖, 刘长石. 多物流中心共同配送的车辆路径问题研究 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(16): 291-298.

[16] 唐琳, 蔡德荣, 黄猛. 基于改进遗传算法的舰船路径规划 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(6): 1452-1454.

[17] ALLAIRE F C J, TARBOUCHI M, LABONTE G, et al. FPGA implementation of genetic algorithm for UAV real-time path planning [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2009, 54(1/2/3): 495-510.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 周云龙)