

基于多目标优化算法的多无人机海上搜救路径规划

章文俊^{1,2,*}, 廖凯^{1,2}, 孟祥坤^{1,2}, 杨雪^{1,2}, 周翔宇^{1,2}, 郑怀宇^{1,3}

- (1. 大连海事大学航海学院, 辽宁 大连 116026;
2. 大连市自主航运安全技术重点实验室, 辽宁 大连 116026;
3. 中国国际可持续交通创新和知识中心, 北京 100736)

摘要:针对多变海洋环境与紧迫时间需求下的多无人机海上搜救任务,提出一种面向搜索效率与资源均衡的覆盖路径规划方法。首先,通过基于网格的区域分解方法将复杂的海上环境简化为可视化的规划单元,引入高斯混合模型对目标漂移分布进行先验建模,生成概率分布图以引导路径搜索。其次,在多无人机覆盖路径规划中,基于改进的多目标粒子群优化算法,融合任务分配、路径安全、高优先级区域覆盖及能耗控制等多个优化目标。再次,为提升算法全局搜索能力与收敛性能,引入基于 Sigmoid 函数的自适应动态权重调整机制、双层精英交叉策略以及路径约束惩罚等改进策略。最后,部署三架无人机在多种形状搜救区域中开展仿真试验。结果表明:所提方法在无人机前 50 步目标累计发现概率、任务均衡度和路径总长度方面,分别较传统经典算法最高提升了 30.27%、82.5% 和 1.28%,验证了所提方法在提升搜救效率和任务均衡性方面的有效性与可行性。

关键词:海上搜救;无人机;覆盖路径规划;粒子群优化;多目标优化

中图分类号:TP18;U676.83 文献标志码:A DOI:10.3969/j.issn.1000-4653.2026.01.007

Multi-UAV maritime search and rescue path planning based on multi-objective optimization algorithms

ZHANG Wenjun^{1,2,*}, LIAO Kai^{1,2}, MENG Xiangkun^{1,2}, YANG Xue^{1,2},
ZHOU Xiangyu^{1,2}, ZHENG Huaiyu^{1,3}

- (1. Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;
2. Dalian Key Laboratory of Safety & Security Technology for Autonomous Shipping, Dalian 116026, China;
3. Global Sustainable Transport Innovation and Knowledge Center, Beijing 100736, China)

Abstract: This study develops a coverage path planning method for multi-UAV maritime search and rescue (MSAR) missions under dynamic ocean conditions and time-critical constraints, aiming to balance search efficiency and resource allocation. Firstly, a grid-based regional decomposition approach is adopted to discretize complex maritime environments into visual planning cells, while a Gaussian Mixture Model (GMM) is employed to construct a prior target-drift distribution and generate a probabilistic map for path guidance. Secondly, for multi-UAV coverage planning, an improved Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) algorithm is developed to jointly optimize task allocation, path safety, coverage of high-priority areas, and energy consumption control. Thirdly, to enhance global search capability and convergence performance, the algorithm incorporates a Sigmoid-based adaptive inertia weight strategy, a two-level elite-guided crossover strategy, and a constraint-penalty mechanism. Finally, three UAVs were deployed to conduct simulation tests over MSAR regions of various shapes. Results show that, compared with classical baseline algorithms, the proposed method achieves up to 30.27% improvement in cumulative detection probability, 82.5% improvement in workload

收稿日期:2025-03-02

基金项目:国家重点研发计划(2021YFC2801001)资助

作者简介:章文俊(1977—),男,教授,博士,研究方向为海上交通安全保障。*通信作者:wenjunzhang@dlnu.edu.cn

引用格式:章文俊,廖凯,孟祥坤,等.基于多目标优化算法的多无人机海上搜救路径规划[J].中国航海,2026,49(1):66-77.

ZHANG W J, LIAO K, MENG X K, et al. Multi-UAV maritime search and rescue path planning based on multi-objective optimization algorithms[J]. Navigation of China, 2026, 49(1): 66-77. (in Chinese)

balance, and 1.28% reduction in total path length within the first 50 steps, demonstrating its effectiveness and practicality for improving MSAR efficiency and coordination.

Key words: Maritime Search and Rescue (MSAR); unmanned aerial vehicles; coverage path planning; Particle Swarm Optimization (PSO); multi-objective optimization

海上事故受自然灾害、人为失误及设备故障等多重风险因素影响,难以杜绝,严重威胁海上生命财产安全。海上搜救(Maritime Search and Rescue, MSAR)作为国际海事安全领域的重大任务,面临复杂海况与时间紧迫的挑战。能否及时、准确地救助遇险目标,直接关系到灾害损失的控制水平。因此,提升MSAR的执行效率与成功率,是保障海上安全的关键^[1]。相较于有人驾驶船只与直升机的传统搜救手段,无人机在海上搜救中日益受到重视,得益于其在远程操控与传感技术支撑下实现的高效部署能力、低运行成本与较小的风险特性^[2]。鉴于海上搜救面临的时间压力与环境不确定性,优化无人机搜索路径,合理分配任务资源,确保全面覆盖目标区域,对于提升搜救效率具有关键意义。

海上多无人机覆盖路径规划涉及搜救效率、安全性、任务时效性等多重因素,是一项复杂的多目标优化问题^[3]。该问题不仅要求实现搜索区域的高效覆盖,还需兼顾无人机能源消耗、路径重叠控制、任务分配均衡与高概率目标区域的优先搜索。因此,如何构建适用于MSAR任务特性的优化模型,并设计具备高效全局搜索能力和强适应性的优化算法,成为当前研究的核心挑战。国内外学者对相关问题进行了大量的研究。例如,在多目标优化算法及应用的研究中,蔡星娟等^[4]建立了一种基于高维多目标优化的多无人机航迹规划模型,同时优化了无人机航迹的距离、威胁、能耗以及协同性能。董德金等^[5]通过改进的多目标进化算法,提高了栅格地图路径规划的效率和解决方案的质量。赵树恩等^[6]提出了一种智能车辆车道变换轨迹规划算法,实现了安全性、舒适性和节能性的多目标协同优化。YANG等^[7]通过地标因子与自适应参数提升了Dung Beetle算法的全局搜索能力。在路径规划问题上,CHO等^[8]提出了一种基于六边形网格分解的混合整数线性路径规划模型。陈雯琦等^[9]通过改进传统粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法,解决了多无人机路径规划中的局部最优、机间碰撞和时效性问题。蔡畅等^[10-11]结合Morse分解与定制化回溯算法,提升了多AUV覆盖路径规划的探测效率和声呐图像质量。宋宇等^[12]基于混沌序列与准反向学习策略,对灰狼算法进行了多策略融合,用于三维威胁环境下的无人机路径

规划任务。WU等^[13]提出深度强化学习驱动的覆盖路径规划框架,利用概率环境建模与奖励函数强化无人机在复杂海洋环境下的实时感知与决策能力。李安等^[14]提出基于多智能体深度强化学习的协同路径规划算法,优化了多网联无人机动态目标监测任务的完成时间和中断时间。关于无人机的任务分配问题,MA等^[15]提出了一种改进的非支配排序遗传算法,优化了多无人机在复杂环境下的MSAR任务分配。杨明等^[16]建立了一种基于类脑决策模型的多无人机任务分配算法,提升了任务分配的效率。王峰等^[17]提出了一种协同进化的混合变量粒子群优化算法,有效解决了多无人机协同任务分配问题。在协同控制策略研究中,张毅等^[18]建立了动态搜救图模型,提出了有人机与无人机的协同搜救策略。许诺等^[19]提出了一种改进的混合PSO,实现了多无人机协同围捕,增强了协同工作能力。WANG等^[20]结合深度学习和强化学习技术,提出了基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的视觉导航和强化学习(Reinforcement Learning, RL)控制的协同水面无人艇-无人机(USV-UAV)系统。

尽管以上研究为无人机海上搜救提供了理论和实践指导,但仍存在以下突出问题:1)现有路径规划方法缺乏针对MSAR任务场景的定制建模,难以表达目标分布不确定性与海洋环境动态性;2)多目标之间的协调机制有限,难以有效兼顾无人机路径规划中的任务分配均衡、路径优化、搜索效率及续航要求;3)传统PSO优化算法存在易陷入局部最优的问题,且缺乏针对性改进策略以提升算法适应性与收敛性。针对以上不足,本文提出了一种面向MSAR任务场景的多目标定制化PSO路径规划方法。首先,考虑无人机的初始位置、运动学约束及待搜索区域多样性,采用基于四边形网格的区域建模方法,将搜救区域划分为易于管理和搜索的单元格,使用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)对目标分布概率进行建模,预测其潜在位置。其次,在优化机制层面,引入自适应动态权重调整,帮助粒子在快速探索全局和深入搜索局部之间取得平衡,设计双层精英交叉机制强化粒子的个体引导能力,并构建路径约束惩罚保障路径可行性与安全性。再次,路径规划围绕四项优化目标展开:优先覆盖高概

率区域、路径安全最大化、任务负载均衡与能耗最小化。最后,通过仿真验证所提方法的有效性,试验中三架无人机分别部署于不同区域执行任务。表1展示了改进 PSO 算法与 PSO 算法、非支配排序基因算法(Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II)、多目标进化算法(Multi-objective Evolution-

ary Algorithm, MOEA)等传统优化算法,在结构设计、任务适应性与行为策略等关键方面的对比^[11,13,21]。相比其他方法,本文提出的算法在多目标优化的结构、任务适应性与行为策略层面均展现出面向 MSAR 任务的定制优化能力。

表1 优化算法对比

Tab. 1 Comparison of optimization algorithms

类别	机制	原始 PSO 算法	NSGA-II	MOEA	本文改进的 PSO 算法
	算法类型	群体智能	非支配排序进化	加权分解进化	群体智能 + MSAR 建模
结构层面	多目标处理	加权求和	非支配排序	加权分解	任务导向加权优化
	参数调控	固定参数	固定参数	静态权重	自适应权重
	动态响应	无	部分支持	无	GMM
任务适应性	概率建模	无	位置驱动	无	GMM 概率驱动
	场景适配	通用	通用	通用	MSAR 流程定制
	精英保持	无	非支配集	邻域交互	双层精英交叉
行为策略层	路径安全	无	距离优化	部分处理	重叠检测 + 惩罚函数
	任务均衡	无	外调机制	外部模块	内建均衡目标

1 基于 MSAR 环境的路径规划方法

1.1 搜救区域分解

无人机在执行 MSAR 任务中需要面对待搜救目标分布不确定、环境动态性强等现实挑战。为提升搜索效率并实现高效覆盖,需预先对搜救海域进行精确的区域建模与分解。四边形网格相较于六边形网格、Voronoi 图等方法,在计算稳定性、结构可控性方面更具优势,同时也更易于与无人机的传感器模型实现集成^[22]。因此,本文通过四边形网格划分的区域建模方法,将复杂的海上环境简化为可支持目标概率建模和路径优化处理的规划单元。考虑到 MSAR 任务多需依托失联目标的最后已知位置与预估的漂移路径,为了将这些关键信息转化为实际可操作的搜救行动,通过卫星遥感图像与任务指令标定实际搜救区域边界,并以多边形的顶点集 $\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ 表示区域几何范围,其中 $v_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 表示顶点的坐标。一个海难事故中构建的搜救区域为图1所示,五角星表示事故发生点。

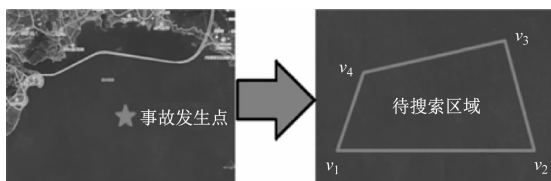


图1 事故发生点与待搜索区域

Fig. 1 Accident location and areas to be searched

为实现对 MSAR 任务区域的高效视觉覆盖,并在保证覆盖完整性的前提下减少计算负担,根据无人机摄像头的圆形视场特性,将网格尺寸设定为可嵌入视场圆的最大正方形单元,构建与视觉半径匹配的方形网格结构,如图2所示。

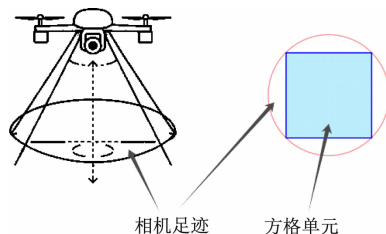


图2 无人机的相机足迹

Fig. 2 Camera footprint of the UAV

结合目标最后已知位置与漂流预测结果,搜救区域的边界范围 S 可表示为:

$$S = [\min(x), \max(x); \min(y), \max(y)] \quad (1)$$

式(1)中: x 和 y 表示各顶点的横坐标和纵坐标。

覆盖整个区域所需的栅格数 B 可表示为:

$$B = \lceil S/d \rceil \quad (2)$$

式(2)中: d 为网格尺寸。

将每个网格 B_{ij} 定义为:

$$B_{ij} = [i \cdot d, j \cdot d] + l \quad (3)$$

式(3)中: i 和 j 为栅格行列编号; l 表示目标点相对于栅格起点偏移量。图3展示了网格划分结果,黑色曲线为基于该结果的一条覆盖路径,保证无人机

的传感器覆盖带能完整扫过搜索区域。

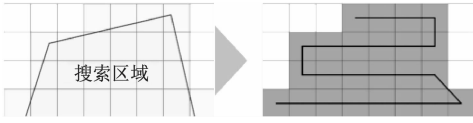


图3 搜索区域被分解为方格单元并生成覆盖路径
Fig.3 Search area decomposed into grid cells and the generated coverage path

针对 MSAR 任务遇险目标移动方向与无人机搜索路径存在偏差的问题,对栅格适当进行旋转或位置调整以使无人机沿着洋流方向飞行,提高发现目标的机会。图4展示了经过旋转处理后的网格划分结果,曲线为相应覆盖路径。设海况主导方向与区域边界之间的夹角为 θ 。将栅格的旋转表示为:

$$N_c = \mathbf{R}(c - r_c) + r_c \quad (4)$$

式(4)中: \mathbf{R} 是旋转矩阵, $\mathbf{R} = [-(\sin \theta)^2 \quad (\cos \theta)^2]$; c 是旋转栅格中心坐标; r_c 是旋转中心坐标。

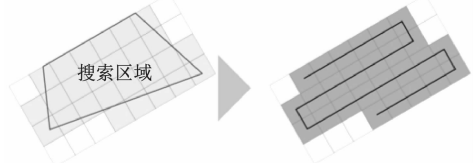


图4 旋转后搜索区域被分解为方格单元并生成覆盖路径
Fig.4 Search area decomposed into grid cells and the generated coverage path after rotation

通过设定基准边确定所需旋转角,再将旋转矩阵应用于各栅格坐标的变换。初步的栅格化和旋转使栅格大致覆盖搜救区域,但由于旋转和边界条件的影响,部分栅格可能会超出边界或未完全覆盖边界区域。为实现对目标区域的完整覆盖,且防止出现重叠,需对栅格位置进行调整与修正。移动矢量 Δ 可表示为:

$$\Delta = \delta [\cos(-\theta), \sin(-\theta)] \quad (5)$$

式(5)中, δ 是需要移动的步长。

确定栅格布局后进行无人机调度,假定每个无人机从同一船上出发。如图5所示,箭头表示无人机搜索节点的选择,叉号表示应确保每个无人机在其负责的搜救区域内避免遗漏和重叠。

1.2 基于 GMM 的目标存在概率

GMM 的每个高斯组件表示一种潜在的目标分布情景,适用于具备统计规律或先验信息的任务,在中小尺度、海况较稳定、信息反馈及时的场景应用中应用效果良好,但其精度受先验信息质量影响。相比球形协方差假设各方向不确定性一致,对角协方差矩阵可分别体现经向与纬向上的漂移标准差。针对 MSAR 任务中目标位置的空间漂移问题,本文采

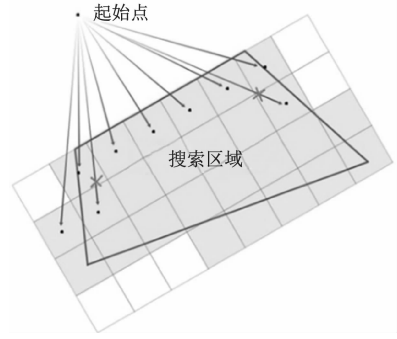


图5 下一节点的选择

Fig.5 Selection of the next node

用对角协方差矩阵的 GMM 计算每个网格的目标存在概率,公式为:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k) \quad (6)$$

式(6)中: x 为数据点; K 是高斯成分个数; π_k 表示第 k 个成分权重系数,且满足所有 π_k 非负且总和为1; $N(x | \mu_k, \Sigma_k)$ 为二维高斯概率密度函数; μ_k 为该分布均值向量; Σ_k 表示其协方差矩阵。

通过设定每个高斯分布的参数,构建一张概率密度地图,反映目标在搜救区域中出现的空间分布情况,为保证概率分布的一致性,需对生成的概率密度图进行归一化处理,使所有栅格概率值总和为1。

$$P_n^{(c_{i,j})} = \frac{P^{(c_{i,j})}}{\sum_{i,j} P^{(c_{i,j})}} \quad (7)$$

式(7)中: $(c_{i,j})$ 表示处于 (i,j) 位置的栅格; $\sum_{i,j} P^{(c_{i,j})}$ 为所有栅格未归一化概率值的总和; $P^{(c_{i,j})}$ 和 $P_n^{(c_{i,j})}$ 分别表示归一化前后的概率值。

2 多目标优化算法设计

2.1 改进 PSO 算法

本文在传统 PSO 算法基础上,构建一种面向 MSAR 任务特性的改进型路径规划策略。该策略通过引入自适应动态权重调整机制、双层精英引导机制和路径约束惩罚机制,增强算法的全局搜索能力和对任务约束的适应性。算法中速度与位置的更新公式为^[23]:

$$v_i^{(t+1)} = w \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i - x_i^{(t)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g - x_i^{(t)}) \quad (8)$$

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + v_i^{(t+1)} \quad (9)$$

式(8)、式(9)中: $v_i^{(t)}$ 与 $x_i^{(t)}$ 分别表示第 i 个粒子在第 t 次迭代中的速度与位置; w 为惯性因子; c_1 与 c_2 为学习因子; p_i 为个体最优位置; g 为全局最优位置; r_1 和 r_2 是取值范围为 $[0,1]$ 的随机数。

1) 自适应动态权重调整机制

传统 PSO 算法惯性权重在高维、多目标任务中难以有效适应复杂的搜索空间,易导致粒子早熟收敛或振荡。为此,本文通过基于 Sigmoid 函数的自适应动态权重调整机制,根据粒子的适应度、种群及精英个体表现调整粒子惯性权重,避免粒子剧烈振荡。此外,为防止粒子惯性变化过大造成收敛不稳定,参考文献[9]的权重动态调控思路,设置权重上下界($w_{\max}=0.9, w_{\min}=0.4$)。动态权重的更新公式如下:

$$w^{(i,z)} = \left(1 + \exp \left(- \left(\frac{f_m - f_i}{\max(|f_m|, |f_i|)} + \frac{f_e - f_i}{\max(|f_e|, |f_i|)} + \ln(z+1) \right) \right) \right)^{-1} \quad (10)$$

在此基础上,将式(8)引入动态权重后更新为:

$$v_i^{(t+1)} = w^{(i,z)} \cdot v_i^{(t)} + c_1 \cdot r_1 (p_i - x_i^{(t)}) + c_2 \cdot r_2 (g - x_i^{(t)}) \quad (11)$$

式(10)、式(11)中: f_m 表示当前种群的平均适应度; f_e 表示当前精英子群的平均适应度; f_i 表示第*i*个粒子的适应度值; z 为当前迭代次数。

图6展示了动态权重随粒子状态变化的趋势,通过权重调整,影响粒子对引导方向的响应程度,从而提升其向全局最优位置的收敛表现。

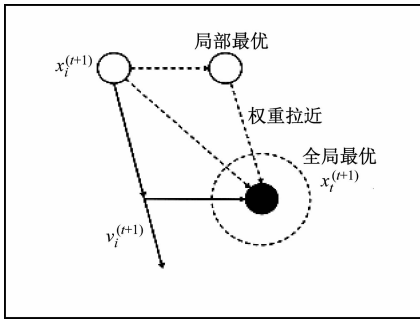


图6 动态权重调整效果图

Fig. 6 Effect diagram of dynamic weight adjustment

2) 精英机制

为进一步提升算法的搜索性能与收敛稳定性,构建了一种双层精英机制,通过分阶段的精英引导策略,结合个体历史最优信息与当前精英集群优势路径,引导粒子靠近潜在全局最优解,避免陷入局部最优。每代迭代中,先计算所有粒子的适应度,将当前解与上代精英集合合并,构成候选集,按适应度排序后保留前*N*个精英形成新的精英集。粒子位置更新分为两级交叉,先进行个体经验融合,保留有效探索经验,再进行精英引导融合,使粒子向群体最优靠近。

3) 惩罚机制

为提升路径在 MSAR 任务中的可行性并增强算法对约束的适应能力,在适应度评估中引入基于约束违背程度的惩罚机制。该机制通过对违反约束的个体附加罚值,有效抑制不可行解在种群中的传播概率,引导搜索向可行解空间演化。惩罚函数形式如下:

$$f_p(x) = f(x) + \sum_{k=1}^K \lambda_k \cdot h_k(x) \quad (12)$$

式(12)中: $f(x)$ 为原适应度函数; $f_p(x)$ 表示添加惩罚项的后适应度函数; K 表示约束总数; $h_k(x)$ 表示第*k*项约束条件的违反程度; λ_k 为其对应的惩罚因子。

2.2 无人机搜救多目标协同优化函数

规划无人机搜救路径应实现目标的高效探测,注重任务执行的成本效益与飞行安全。具体而言,规划的路径需在提升搜索覆盖效率的基础上,优化能源使用以适应广域任务需求,并有效规避飞行过程中的碰撞隐患。基于此,本文从多个关键因素出发,构建了对应的多目标优化模型。

1) 任务均衡分配目标函数 $L_1(t)$,用于确保每架无人机在覆盖任务中负载相对均衡,避免局部任务过载或资源闲置。该函数为:

$$L_1(t) = \int_0^T \left(\sum_{i=1}^n |c_i^{(t)} - \bar{c}^{(t)}| - \sum_{i=1}^n p_i^{(t)} \cdot w_i^{(t)} \right) dt \quad (13)$$

式(13)中: $c_i^{(t)}$ 表示第*i*架无人机在*t*时覆盖目标点数; n 为无人机数量; $p_i^{(t)}$ 表示第*i*架无人机*t*时负责区域的目标探测概率; $w_i^{(t)}$ 为该区域*t*时的权重系数; $\bar{c}^{(t)}$ 为同一时刻所有无人机覆盖点数的均值。

2) 路径安全性目标函数 $L_2(t)$,用来检测单架无人机航迹中的自交现象以及多架无人机路径间的重合与交叉情况,以规避效率下降、资源浪费和碰撞风险。该函数为:

$$L_2(t) = \int_0^T \left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n [K \times (O(A_i^{(t)}, A_j^{(t)}) - 1)] + \sum_{\substack{i,j \\ i \neq j}} K' \times (I_{i,j}^{(t)} - 2) \right) dt \quad (14)$$

式(14)中: $A_i^{(t)}$ 和 $A_j^{(t)}$ 分别表示无人机*i*和*j*在*t*时刻所覆盖的区域; $O(A_i^{(t)}, A_j^{(t)})$ 是该时刻多边形 $A_i^{(t)}$ 与 $A_j^{(t)}$ 之间重叠点数量; $I_{i,j}^{(t)}$ 为两者在*t*时的交差点数; K 和 K' 是常数项,用以显著提高覆盖区域重叠与路径交叉带来的代价。

3) 优先高概率区域覆盖目标函数 $L_3(t)$,用来体现 MSAR 任务中对重点目标区域“先发现、快反

应”的需求。该函数为:

$$L_3(t) = \int_0^T \left(\sum_{i=1}^m (i \cdot p_i^{(t)} \cdot e^{-\lambda t}) \right) dt \quad (15)$$

式(15)中: m 表示无人机路径上栅格数; $p_i^{(t)}$ 为第*i*个栅格*t*时的目标探测概率; λ 是衰减因子,随时间递减并突出高概率区域的优先性。

4) 能源消耗最小化目标函数 $L_4(t)$, 该函数针对无人机在大范围搜索中飞行续航压力大、资源调度窗口有限的情境,旨在优化无人机能耗、扩大搜索面积,可表示为:

$$L_4(t) = \int_0^T \left(\sum_{i=1}^{m-1} \left(\frac{d_{i,i+1}^{(t)}}{v_i^{(t)}} \cdot E_i^{(t)} \right) \right) dt \quad (16)$$

式(16)中: m 表示无人机路径中包含的栅格点数量; $v_i^{(t)}$ 表示无人机*i*在*t*时的飞行速度; $d_{i,i+1}^{(t)}$ 是*t*时第*i*个点和第*i+1*个点的间距; $E_i^{(t)}$ 是无人机*i*该时刻对应的能耗。

综合以上目标函数 $L_1(t)$ 、 $L_2(t)$ 、 $L_3(t)$ 与 $L_4(t)$, 多性能目标协同优化的目标函数 F 表示为:

$$\min F = \omega_1 L_1(t) + \omega_2 L_2(t) - \omega_3 L_3(t) + \omega_4 L_4(t) \quad (17)$$

$$\begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1 \\ 0 < \omega_1 < 1 \\ 0 < \omega_2 < 1 \\ 0 < \omega_3 < 1 \\ 0 < \omega_4 < 1 \end{cases} \quad (18)$$

式(17)、式(18)中: ω_1 、 ω_2 、 ω_3 与 ω_4 分别表示 $L_1(t)$ 、 $L_2(t)$ 、 $L_3(t)$ 以及 $L_4(t)$ 的评估权重。如图7所示,对四组权重配比 G1 [0.4, 0.1, 0.4, 0.1]、G2 [0.4, 0.1, 0.3, 0.2]、G3 [0.3, 0.2, 0.3, 0.2]、G4 [0.2, 0.1, 0.3, 0.4] 在三个测试区域的前50步累计发现概率和负载均衡度进行了对比分析,采用断轴式柱状图突出各区间差异。在3个区域中,G1均以最高的前50步发现概率和最低的均衡标准差值表现最优,因此,G1是四种配置中最优的方案。

2.3 算法流程

为提升优化算法在实际 MSAR 任务中的运行效率,加快对复杂海洋环境的响应,本文在多目标 PSO 设计中引入自适应动态权重调整机制、精英机制和惩罚机制,改进的 PSO 流程如图8所示。算法的基本流程如下:首先,依据任务需求和无人机性能配置初始化参数,并建立初始粒子群;随后,通过位置解码操作构建飞行路径,判定路径合法性并构建地图网格连接图;然后,迭代中依据粒子适应度差异引入 Sigmoid 自适应权重调整机制平衡搜索,通过

双层精英机制引导粒子交叉增强搜索,量化评估路径问题并加入惩罚项,引入微扰变异增加探索能力,记录更新最优路径;最终,满足终止条件后输出最优路径解。

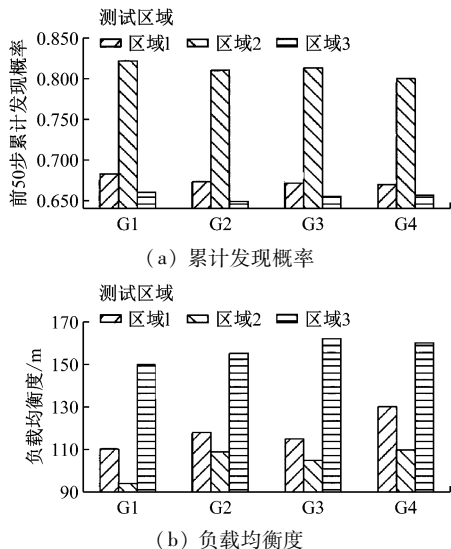


图7 四组权重敏感性分析

Fig.7 Sensitivity analysis of four weight settings

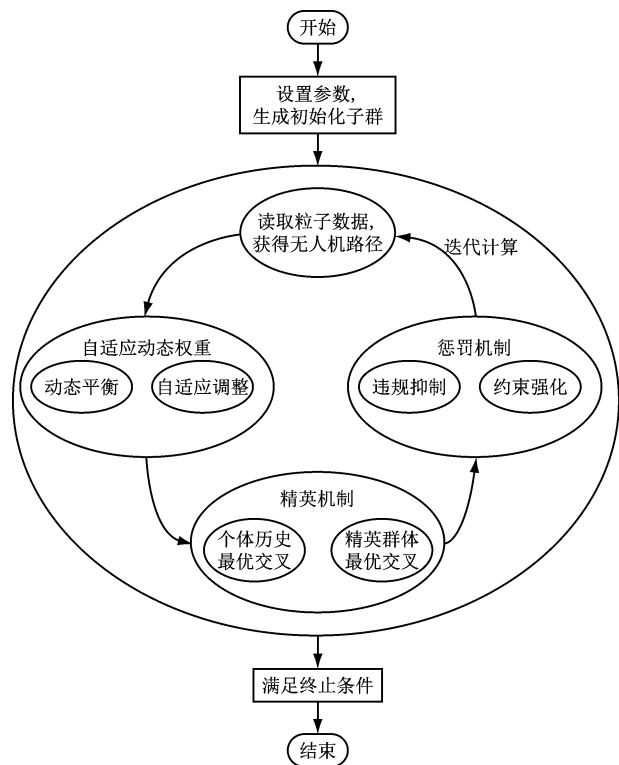


图8 改进的 PSO 算法流程

Fig.8 Flowchart of the improved PSO algorithm

3 试验验证

3.1 仿真试验设计

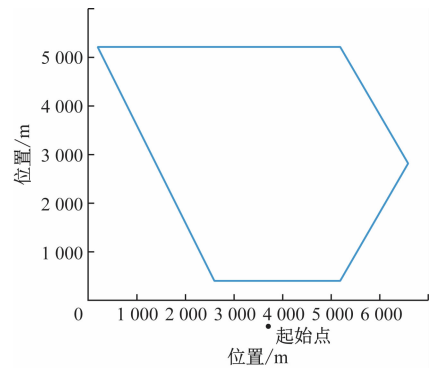
MSAR 任务中不同形状的任务区域会对路径生成产生显著影响。在试验中,设置了3种不同形状

的搜救区域模拟多样化的搜救任务环境,分别使用3架无人机进行测试,并通过调整无人机参数间接模拟在不同天气下的运行响应,验证所提多目标优化策略在区域形状变化下的可行性和稳定性。表2为仿真测试的相关参数。图9展示了3个测试案例搜救区域示意图以及无人机搜索操作的起始位置。

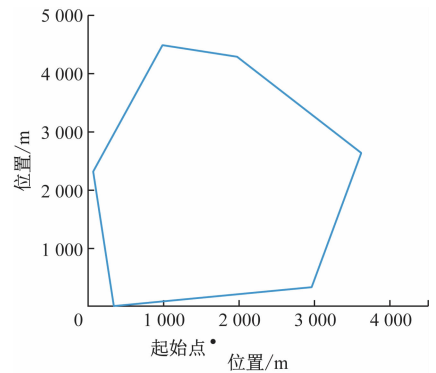
表2 仿真参数设置表
Tab.2 Simulation parameters

参数	数值	描述
$S_1/\text{万 m}^2$	4 044.9	案例1 探索面积
$S_2/\text{万 m}^2$	812.6	案例2 探索面积
$S_3/\text{万 m}^2$	1 187.9	案例3 探索面积
m	3	无人机数量
$v_m/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	8	最大水平速度
$A_m/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	1.75	最大偏航角速度
T_m/min	90	最大飞行时间
d	200 m × 200 m	视角覆盖范围
μ_1	(2 654, 1 700)、(3 687, 2 500)、(5 262, 1 900)	均值向量(案例1)
μ_2	(1 296, 1 224)、(3 115, 1 284)	均值向量(案例2)
μ_3	(1 535, 3 226)、(594, 1 521)、(2 560, 1 567)	均值向量(案例3)
Σ_1	$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0^2 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0^2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 3 & 0 & 0^2 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 0^2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 4 & 0 & 0^2 & 0 \\ 0 & 3 & 5 & 0^2 \end{bmatrix}$	协方差(案例1)
Σ_2	$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0^2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0^2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 3 & 5 & 0^2 & 0 \\ 0 & 2 & 5 & 0^2 \end{bmatrix}$	协方差(案例2)
Σ_3	$\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0^2 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 0^2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 2 & 5 & 0^2 & 0 \\ 0 & 3 & 5 & 0^2 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} 4 & 5 & 0^2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0^2 \end{bmatrix}$	协方差(案例3)
π_1	[0.2, 0.5, 0.3]	高斯权重(案例1)
π_2	[0.6, 0.4]	高斯权重(案例2)
π_3	[0.6, 0.2, 0.2]	高斯权重(案例3)
s	200	初始粒子数目
Z	50	迭代次数
p	25%	变异概率

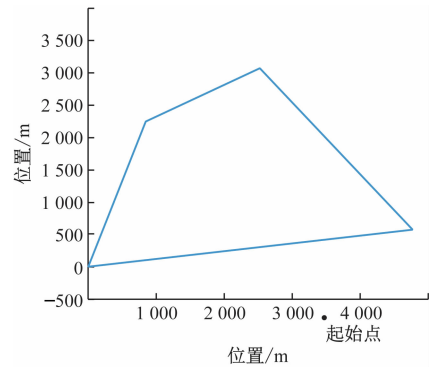
如图10所示,采用四边形网格法对搜救区域进行离散化处理,将其划分为若干规划单元,并标定出关键的高概率目标点。



(a) 测试案例1



(b) 测试案例2



(c) 测试案例3

图9 测试案例搜救区域示意图

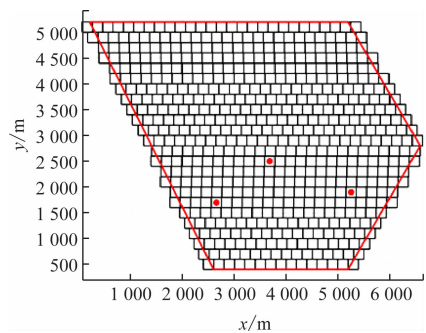
Fig.9 Illustration of search areas of the test cases

用GMM计算目标存在的概率生成的各区域概率分布图如图11所示,为无人机搜救路径规划提供依据。

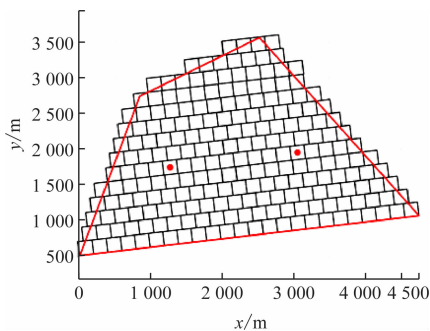
3.2 路径规划结果与性能对比分析

如图12所示,基于本文算法的无人机搜救路径优先覆盖概率热图中颜色较深的区域,表明其对高概率目标的有效探测倾向;在各不同结构的区域中,3架无人机的任务工作量分配大致相当;无人机自身以及相互之间的路径无重叠;每条路径均表现出较高的合理性和效率,在不同结构区域中均能生成具有可行性的路径方案,具备良好的结构适应性与任务普适性。

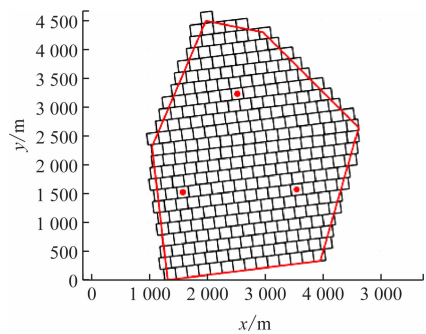
仿真试验中对比了多种智能优化算法,包括



(a) 测试案例 1



(b) 测试案例 2



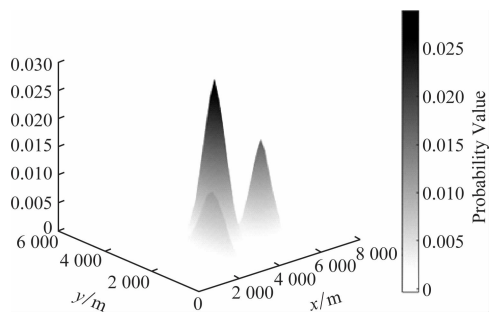
(c) 测试案例 3

图 10 测试案例分解及高概率点示意图

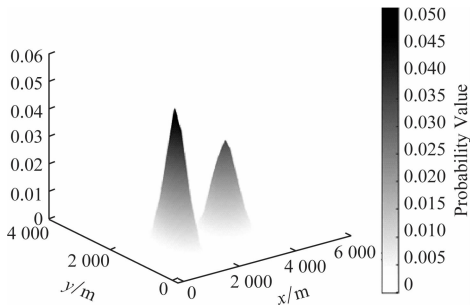
Fig. 10 Decomposed test case and high-probability points

PSO、模拟退火(SA)和遗传算法(GA)三种典型算法。如图 13 所示,为了更清晰地展示各算法在收敛过程中的性能差异,图中仅绘制了适应度值小于 200 的部分,与其他算法相比,本文提出的算法能够更快速地收敛到全局最优解,并且最终达到的适应度值最优,进一步验证了所提算法在路径规划方面的合理性。

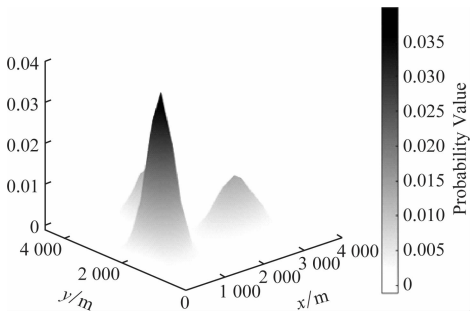
由表 3 可知,所提出的改进 PSO 在多项关键性能指标上均表现优异。改进 PSO 在无人机前 50 步平均目标累计发现概率上达 72.1%, 相较传统 PSO、SA、GA 分别提高 30.27%、22.04%、21.15%, 表明其在任务初期更高效地识别目标位置,提升了黄金救援期内的响应速度;在路径总长度上,改进 PSO 平均较 PSO、SA、GA 分别减少 962 m、472 m、571 m,在保证搜索覆盖率、任务负载均衡、目标高效发现的前提下,能有效缩短任务执行时间;在多机任



(a) 测试案例 1



(b) 测试案例 2



(c) 测试案例 3

图 11 测试案例中目标存在的三维概率分布

Fig. 11 The 3D probability distribution of target presence in test cases

务均衡上采用标准差进行衡量,改进 PSO 平均标准差仅 118.1 m,较 PSO、SA、GA 分别降低 558.2 m、242.9 m、1 501.0 m,显著优化了无人机在搜救中的任务分配均衡性,避免了单机任务负担过重与资源闲置的问题。

此外,在所提方法的可扩展性方面,对改进多目标 PSO 优化框架的时间与空间复杂度进行分析,假设粒子群规模为 P ,每个粒子的维度 D 由无人机数量 M 、路径离散点数 T 和二维坐标组成,即 $D = 2 \times T \times M$,最大迭代次数为 J ,则时间复杂度约为: $O(P \cdot D \cdot J) = O(P \cdot T \cdot M \cdot J)$,主要来源于每代粒子的适应度评估、速度更新及路径生成;空间复杂度为 $O(P \cdot D)$,用于存储粒子的位置、速度及相关最优状态。由于粒子维度随无人机数量 M 线性增长,所提算法在中小规模(如 $M \leq 6$)的多无人机覆盖路径规划任务中具有良好的扩展性。在本文设定的任务环境下($M = 3, T = 8$),算法在 10 次迭代附

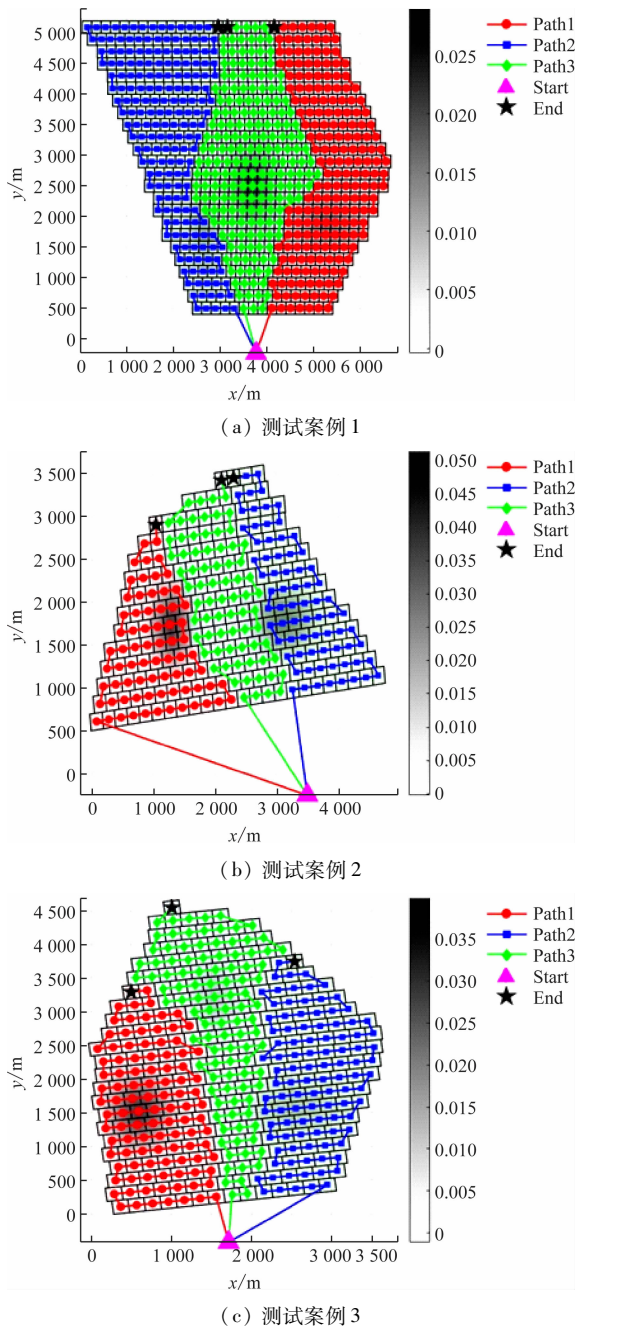


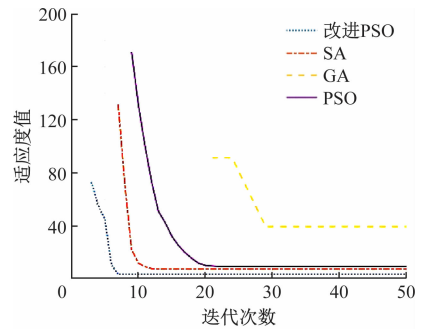
图 12 所提方法在概率地图中的无人机路径

Fig. 12 UAV paths of the proposed method on the probability map

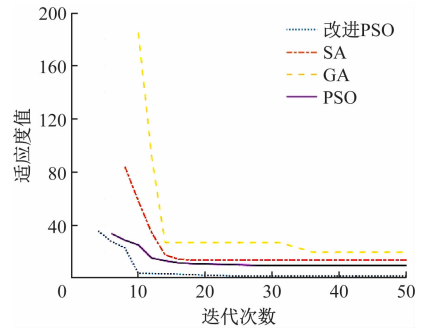
近处收敛,计算效率高,验证了解决中小规模 MSAR 任务的可行性。对于更大规模任务场景,可进一步通过区域分块和并行计算优化算法效率。

3.3 实际飞行试验

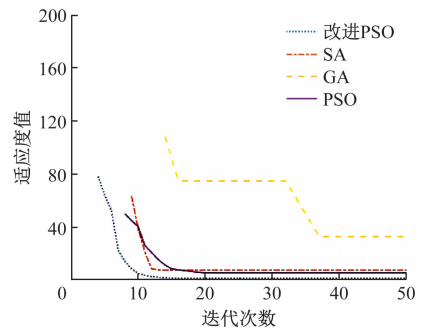
为验证所提方法在实际飞行场景中的可行性与执行效果,本研究开展了实际飞行试验验证。试验采用 DJI Mini 3 Pro 无人机作为测试平台(图 14),通过单机分阶段飞行模拟多机协同任务。任务区域范围约为 $300\text{ m} \times 80\text{ m}$,试验在自然风力约 2 级条件下进行。



(a) 测试案例 1



(b) 测试案例 2



(c) 测试案例 3

图 13 算法结果对比

Fig. 13 Comparison of algorithm results

试验目标为实现任务区域的完整覆盖,并基于无人机沿轨迹捕获的图像成功识别预设目标。为模拟高概率区域优先响应能力,试验在 GMM 生成的热点区域内预设了高 1 m 、直径为 0.5 m 的金属圆柱靶为可视目标,目标位置和相应的目标存在概率如图 15 所示,试验所用无人机平台及其搭载摄像头的具体参数详见表 4。

试验结果如图 16 所示,生成的各路径段覆盖区域无重叠,整体路径在空间上呈现均衡分布状态,飞行过程中无人机优先进入可能的目标区域,并成功在飞行图像中识别目标,所获图像(图 17)清晰度满足要求,可有效识别目标并记录其位置,具备支持后续救援的能力。试验结果有效验证了所提算法的多目标优化效能,表明了该方法能够将覆盖任务合理分配给多个 UAV,并生成空间分布均衡且可行的飞行路径,实现任务区域的成功覆盖,具备优先响应高

表 3 路径规划结果的目标发现概率、均衡度、路径长度

Tab. 3 Path planning results (detection probability, workload balance, and path length)

区域	算法	3架无人机前50步的目标 累计发现概率/%	各无人机路径 长度/m	均衡度/m	总路径长度 /m
1	改进 PSO	68.23	38 302,38 335,38 086	110.4	114 723
	PSO	29.76	38 312,38 460,39 018	304.0	115 790
	SA	34.03	38 038,38 815,38 673	337.8	115 526
	GA	52.88	39 769,38 431,37 486	936.6	115 686
2	改进 PSO	82.20	15 309,15 102,15 117	94.2	45 528
	PSO	54.26	14 983,16 427,15 765	590.2	47 175
	SA	74.02	15 594,14 822,15 065	332.3	45 481
	GA	69.04	18 678,15 572,11 866	2 784.6	46 116
3	改进 PSO	66.01	20 961,21 245,21 304	149.7	63 510
	PSO	41.62	20 794,20 107,22 783	1 134.8	63 684
	SA	42.27	21 170,21 033,21 969	412.8	64 172
	GA	31.09	20 783,20 107,22 783	1 136.2	63 673



图 14 试验所用无人机

Fig. 14 Experimental UAV

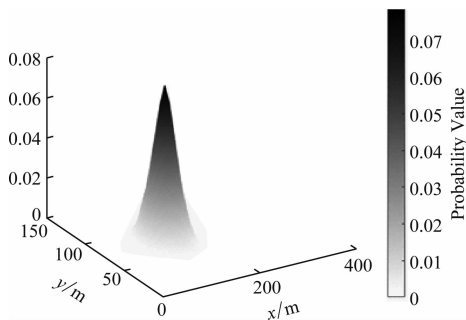


图 15 目标存在概率图

Fig. 15 Probability maps of target presence

概率目标区域的能力。

本次实景飞行试验成功验证了所提路径规划方法在实际无人机平台上部署的可行性、任务执行有效性及对多目标优化策略的支撑能力。未来将深入开展系统性定量对比与实地测试,全面评估其在真实任务场景下的性能。

表 4 试验无人机平台参数

Tab. 4 The parameters of the experimental UAV

参数类别	参数项	参数值
飞行性能	起飞质量/g	249
	最大水平飞行速度/ ($m \cdot s^{-1}$)	16
	最大续航时间/min	34
	悬停精度/m	± 0.5
传感器系统	最大抗风等级	5级(10.7 m/s)
	摄像头传感器	1/1.3英寸 CMOS
	有效像素/MP	48
	镜头焦距/mm	24
功能参数	光圈	$f/1.7$
	图传分辨率	1 080 p/30 fps
	云台俯仰控制范围/ $(^\circ)$	-90 至 +60
	工作环境温度/ $(^\circ C)$	-10 至 40
定位系统	GPS + Galileo + BeiDou	

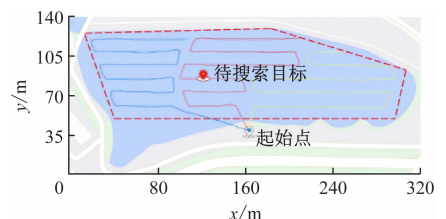
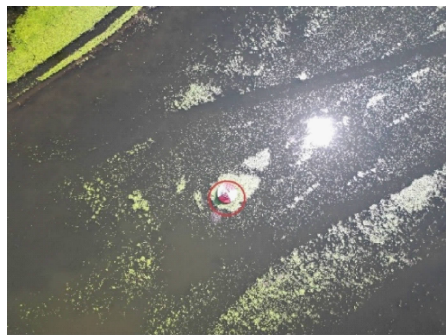


图 16 飞行轨迹图

Fig. 16 Flight trajectory



38°52'12"N 121°31'22"E

图17 无人机视角下识别的目标

Fig. 17 Identified target from UAV perspective

4 结束语

针对无人机执行MSAR任务的场景,提出了一种基于改进多目标PSO算法的多无人机覆盖路径规划方法。结合四边形网格分解与GMM,实现了对搜救场景的有效建模和目标漂移分布的概率估计,构建了能结合先验信息的搜索环境。在优化层面,在PSO算法中融入自适应动态权重调整、双层精英交叉与路径约束惩罚,有效增强了算法全局搜索能力、收敛性能和规划路径的可行性。仿真试验结果表明,该算法在有限时间与空间资源约束下,实现了高概率区域的优先覆盖,增加了在“黄金救援期”内发现遇险目标并施救的概率,提高了遇险人员的生还概率;同时优化了搜救资源的配置,降低了任务重叠与资源冗余,提升了整体搜救系统的响应能力,有助于推动无人机在海上搜救任务中的智能化发展。为进一步提升算法在复杂现实场景中的适应性,后续研究将聚焦于引入动态海洋模型,融合海流、风场等关键环境变量,提升路径规划对外界环境的感知与应变能力;同时构建路径阶段性更新机制,使算法可在任务执行过程中动态调整目标分布模型与路径策略,以实现更高效、更鲁棒的多无人机协同搜救体系。

参 考 文 献

- [1] 林婉妮,王诺,高忠印,等. 边远海域救援船舶与直升机联合搜救优化[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(2): 187-199.
LIN W N, WANG N, GAO Z Y, et al. Associated searching and rescuing optimization of salvage vessels and helicopters in remote sea area[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2): 187-199. (in Chinese)
- [2] 朱武斌,周立,张一,等. 基于无人机海上协同搜救关键技术研究[J]. 现代信息科技, 2019, 3(13):

1-3.

ZHU W B, ZHOU L, ZHANG Y, et al. Research on key technologies of marine collaborative search and rescue based on UAV [J]. Modern Information Technology, 2019, 3(13): 1-3. (in Chinese)

- [3] CHO S C, PARK H J, LEE H, et al. Coverage path planning for multiple unmanned aerial vehicles in maritime search and rescue operations[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 161: 107612.
- [4] 蔡星娟,胡钊鸣,张志霞,等. 基于高维多目标优化的多无人机协同航迹规划[J]. 中国科学:信息科学, 2021, 51(6): 985-996.
CAI X J, HU Z M, ZHANG Z X, et al. Multi-UAV coordinated path planning based on many-objective optimization [J]. Scientia Sinica (Informationis), 2021, 51(6): 985-996. (in Chinese)
- [5] 董德金,王常成,蔡云泽. 基于改进多目标进化算法的栅格地图路径规划[J]. 上海交通大学学报, 2025, 59(10): 1558-1567.
DONG D J, WANG C C, CAI Y Z. An improved multi-objective evolutionary algorithm for grid map path planning[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2025, 59(10): 1558-1567. (in Chinese)
- [6] 赵树恩,王金祥,李玉玲. 基于多目标优化的智能车辆换道轨迹规划[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(2): 232-242.
ZHAO S E, WANG J X, LI Y L. Lane changing trajectory planning of intelligent vehicle based on multiple objective optimization [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2): 232-242. (in Chinese)
- [7] YANG L M, ZHANG X Y, LI Z P, et al. A LODBO algorithm for multi-UAV search and rescue path planning in disaster areas [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2025, 38(2): 103301.
- [8] CHO S W, PARK J H, PARK H J, et al. Multi-UAV coverage path planning based on hexagonal grid decomposition in maritime search and rescue [J]. Mathematics, 2021, 10(1): 1-15.
- [9] 陈雯琦,黄姝娟,吴霜霜,等. 基于粒子群优化算法的多无人机多目标航迹路径规划[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(9): 21-28.
CHEN W Q, HUANG S J, WU S S, et al. Multi-UAV multi-target trajectory planning based on particle swarm optimization algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2023, 40(9): 21-28. (in Chinese)
- [10] 蔡畅,陈建峰,刘芬,等. 水下搜救中基于先验信息的AUV区域覆盖路径规划[J]. 数字海洋与水下攻防, 2021, 4(6): 461-468.

- CAI C, CHEN J F, LIU F, et al. Prior information-based coverage path planner for AUV large-scale search and rescue[J]. *Digital Ocean and Underwater Warfare*, 2021, 4(6): 461-468. (in Chinese)
- [11] CAI C, CHEN J F, YAN Q L, et al. A Multi-robot coverage path planning method for maritime search and rescue using multiple AUVs [J]. *Remote Sensing*, 2022, 15: 93.
- [12] 宋宇, 高岗, 梁超, 等. 基于多策略改进灰狼算法的无人机路径规划[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(1): 84-91.
- SONG Y, GAO G, LIANG C, et al. UAV path planning based on multi-strategy improved gray wolf algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(1): 84-91. (in Chinese)
- [13] WU J, CHENG L, CHU S S, et al. An autonomous coverage path planning algorithm for maritime search and rescue of persons-in-water based on deep reinforcement learning[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 291:116403.
- [14] 李安, 余传鑫, 陈成. 面向多网联无人机的 MADRL 协同路径规划算法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2025, 52(3): 163-175.
- LI A, YU C X, CHEN C. Multi-agent deep reinforcement learning assisted cooperative path planning for the multi-cellular-connected unmanned aerial vehicle [J]. *Journal of Xidian University*, 2025, 52(3): 163-175. (in Chinese)
- [15] MA Y, LI B, HUANG W T, et al. An improved NSGA-II based on multi-task optimization for multi-UAV maritime search and rescue under severe weather[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(4): 781.
- [16] 杨明, 刘蓉, 王佑, 等. 基于类脑决策模型的多无人机任务分配[J]. *计算机测量与控制*, 2025, 33(3): 275-286.
- YANG M, LIU R, WANG Y, et al. Multi drone task assignment based on brain-like decision model [J]. *Computer Measurement & Control*, 2025, 33(3): 275-286. (in Chinese)
- [17] 王峰, 付青坡, 韩孟臣, 等. LeCMPSO 算法求解异构无人机协同多任务重分配问题[J]. *控制理论与应用*, 2024, 41(6): 1009-1017.
- WANG F, FU Q P, HAN M C, et al. Learning-guided coevolution multi-objective particle swarm optimization for heterogeneous UAV cooperative multi-task reallocation problem [J]. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(6): 1009-1017. (in Chinese)
- [18] 张毅, 王志松, 杨秀霞, 等. 未知动态环境下有人/无人机协同搜救研究[J]. *航空电子技术*, 2023, 54(2): 21-25.
- ZHANG Y, WANG Z S, YANG X X, et al. Research on manned and unmanned vehicle collaborative search and rescue in unknown dynamic environments [J]. *Avionics Technology*, 2023, 54(2): 21-25. (in Chinese)
- [19] 许诺, 朱黔, 谢晓阳, 等. 基于改进混合粒子群优化算法的多无人机协同围捕方法研究[J]. *电光与控制*, 2024, 31(9): 1-5.
- XU N, ZHU Q, XIE X Y, et al. Multi-UAV Cooperative Target Capture Based on improved hybrid PSO algorithm [J]. *Electronics Optics and Control*, 2024, 31(9): 1-5. (in Chinese)
- [20] WANG Y, LIU W, LIU J, et al. Cooperative USV-UAV marine search and rescue with visual navigation and reinforcement learning-based control [J]. *ISA Transactions*, 2023, 137: 222-235.
- [21] 聂铭涛, 刘颖珂, 程海峰, 等. 多无人机协同路径规划计算资源分配方法研究[J]. *计算机测量与控制*, 2025, 33(4): 147-154.
- NIE M T, LIU Y K, CHENG H F, et al. Research on resource allocation method for multi-UAV cooperative path planning[J]. *Computer Measurement & Control*, 2025, 33(4): 147-154. (in Chinese)
- [22] VALENTE J, SANZ D, DELCERRO J, et al. Near-optimal coverage trajectories for image mosaicing using a mini quad-rotor over irregular-shaped fields [J]. *Precision Agriculture*, 2013, 14(1): 115-132.
- [23] 康岩松, 臧顺来. 基于多种策略的改进粒子群优化算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2023, 44(8): 1089-1097.
- KANG Y S, ZANG S L. Improved particle swarm optimization algorithm based on Multiple Strategies[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2023, 44(8): 1089-1097. (in Chinese)