

2-15-2024

Reconnaissance Mission Planning Method for Air-ground Heterogeneous Unmanned Systems

Guohui Zhang

Department of Information and Communication, Academy of Army Armored Force, Beijing 100072, China, zgh8002@126.com

Ya'nan Zhang

Department of Information and Communication, Academy of Army Armored Force, Beijing 100072, China, 546018140@qq.com

Ang Gao

Joint Operations College, National Defense University, Beijing 100091, China; 3. PLA 93176 Troops, Dalian 116000, China

Aoyu Xu

PLA 93176 Troops, Dalian 116000, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Reconnaissance Mission Planning Method for Air-ground Heterogeneous Unmanned Systems

Abstract

Abstract: Compared with the air-based homogeneous unmanned system, the motion capabilities, resource payloads, and combat scenes in the air-ground heterogeneous unmanned system increase the number of constraint conditions and significantly increase the computational complexity of the solution model. The modeling of collaborative combat missions and the efficient solution of large-scale problems are the key issues. With the time, path cost, and reconnaissance benefit as the objective functions, considering the constraints such as the endurance of unmanned platforms, a multi-objective programming model for the reconnaissance missions of an air-ground heterogeneous unmanned system is constructed. Aiming at the urban combat environments with multiple threat zones, considering the path safety and timeliness of unmanned platform missions, the improved A* algorithm path planning strategies for unmanned aerial vehicles and unmanned ground vehicles are proposed. Aiming at the problem that the optimization effect of snake optimizer (SO) is unstable and easy to fall into local optimal solutions, an improved snake optimizer (IMSO) is proposed by combining the particle swarm algorithm and the genetic algorithm. Simulation verification and comparative analysis with existing algorithms are carried out by using Python language to verify the feasibility of the model and the superiority of the algorithm. Solving 10 tasks independently under three different task loads from small to large, the average objective function values of IMSO are 100.11%, 108.99%, and 110.01% of SO, respectively. It can be seen that IMSO can jump out of local optima multiple times, and the stability and final fitness values of the algorithm are better than SO, and is more superior in solving the larger-scale problems.

Keywords

unmanned combat, air-ground heterogeneity, mission planning, snake optimization, A* algorithm

Recommended Citation

Zhang Guohui, Zhang Ya'nan, Gao Ang, et al. Reconnaissance Mission Planning Method for Airground Heterogeneous Unmanned Systems[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 497-510.

空地异构无人系统侦察任务规划方法

张国辉¹, 张雅楠^{1*}, 高昂², 许奥宇³

(1. 陆军装甲兵学院 信息通信系, 北京 100072; 2. 国防大学 联合作战学院, 北京 100091; 3. 93176 部队, 辽宁 大连 116000)

摘要: 相对空中同构无人系统, 空地异构无人系统的运动能力、资源载荷、作战场景等异构性质会导致约束条件增多, 使求解模型计算量显著增加, 协同作战任务的建模和大规模问题的高效求解是需要解决的关键问题。以无人系统完成任务的时间、路径代价、侦察收益为目标函数, 同时考虑无人平台续航能力等约束条件, 合理构建了空地异构无人系统侦察任务的多目标规划模型; 针对具有多威胁区的城市作战环境, 考虑无人平台任务路径的安全性和时效性, 分别提出了无人机和无人车改进A*算法路径规划策略。针对蛇优化算法(snake optimizer, SO)优化效果不稳定、容易陷入局部最优解的问题, 结合粒子群算法和遗传算法提出了改进蛇优化算法(improved snake optimizer, IMSO); 通过Python语言进行了仿真验证和与现有算法的对比分析, 验证了模型的可行性和算法的优越性。不同算法在由小到大的3种任务载荷设置下独求解10次, IMSO的平均目标函数值分别为SO的100.11%、108.99%和110.01%, 可以看出IMSO能多次跳出局部最优, 算法的稳定性、最终适应度值均好于SO, 在较大规模问题的求解上更具有优越性。

关键词: 无人作战; 空地异构; 任务规划; 蛇优化算法; A*算法

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)02-0497-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0103

引用格式: 张国辉, 张雅楠, 高昂, 等. 空地异构无人系统侦察任务规划方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 497-510.

Reference format: Zhang Guohui, Zhang Ya'nan, Gao Ang, et al. Reconnaissance Mission Planning Method for Air-ground Heterogeneous Unmanned Systems[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 497-510.

Reconnaissance Mission Planning Method for Air-ground Heterogeneous Unmanned Systems

Zhang Guohui¹, Zhang Ya'nan^{1*}, Gao Ang², Xu Aoyu³

(1. Department of Information and Communication, Academy of Army Armored Force, Beijing 100072, China;

2. Joint Operations College, National Defense University, Beijing 100091, China; 3. PLA 93176 Troops, Dalian 116000, China)

Abstract: Compared with the air-based homogeneous unmanned system, the motion capabilities, resource payloads, and combat scenes in the air-ground heterogeneous unmanned system increase the number of constraint conditions and significantly increase the computational complexity of the solution model. The modeling of collaborative combat missions and the efficient solution of large-scale problems are the key issues. With the time, path cost, and reconnaissance benefit as the objective functions, considering the constraints such as the endurance of unmanned platforms, a multi-objective programming model for the reconnaissance missions of an air-ground heterogeneous unmanned system is constructed. Aiming at the urban combat environments with multiple threat zones, considering the path safety and timeliness of unmanned platform missions, the improved A* algorithm path planning strategies for

收稿日期: 2023-02-08 修回日期: 2023-04-07

第一作者: 张国辉(1980-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为智能指挥决策。E-mail: zgh8002@126.com

通讯作者: 张雅楠(1994-), 女, 硕士生, 研究方向为智能指挥决策。E-mail: 546018140@qq.com

unmanned aerial vehicles and unmanned ground vehicles are proposed. Aiming at the problem that the optimization effect of snake optimizer (SO) is unstable and easy to fall into local optimal solutions, an improved snake optimizer (IMSO) is proposed by combining the particle swarm algorithm and the genetic algorithm. Simulation verification and comparative analysis with existing algorithms are carried out by using Python language to verify the feasibility of the model and the superiority of the algorithm. Solving 10 tasks independently under three different task loads from small to large, the average objective function values of IMSO are 100.11%, 108.99%, and 110.01% of SO, respectively. It can be seen that IMSO can jump out of local optima multiple times, and the stability and final fitness values of the algorithm are better than SO, and is more superior in solving the larger-scale problems.

Keywords: unmanned combat; air-ground heterogeneity; mission planning; snake optimization; A* algorithm

0 引言

智能化战争正在来临,以地面无人车(UGV)、无人机(UAV)等为代表的智能无人装备已经走入战场,成为重要的作战力量^[1]。单一类型无人装备受工作方式、工作空间、载荷性能等因素限制功能有限,无法独立完成复杂多样的作战任务^[2]。空地异构无人系统是由各种不同类型的无人机和地面无人车组成的智能系统,能够结合空、地无人系统各自优势协同作战,更好地释放体系作战效能,是未来战场的必然选择。

作战任务分配是指在将使命任务分解为若干作战任务并进行优选后,根据当前可用作战单元及其作战能力,将作战任务依次指派给单个或若干作战单元去执行。其实质是建立作战单元与作战任务之间的动态映射系,即明确作战单元在不同时刻执行不同作战任务的流转关系^[3]。无人系统任务分配属于 NP 难组合优化问题,该问题主要从问题模型的构建和模型的求解 2 个方面考虑^[4]。

启发式算法的基本思路是通过一些启发式策略或规则对问题空间进行搜索,通常不需要对模型进行深入的数学分析和推导,对数学模型的依赖小,对于复杂的 NP 问题,亦可在短时间内得到一个较优的解,因而得到了持续研究和发。对启发式算法的初始化、粒子编码的改进是常见的

应对思想。

Deng 等研究了异构无人系统侦察、攻击、验证等任务分配问题,对遗传算法的染色体个体编码进行了设计,验证了改进遗传算法的可行性和有效性^[5-7]。范博洋等^[8]建立了空地异构无人系统的任务分配模型,对战场中的目标点聚类划分出多个子任务区域,再使用混合粒子群优化算法对区域间任务分配和子区域内空地异构无人系统的任务分配问题进行求解,从而得到满足约束条件的全局任务分配结果。Wang 等^[9]设计了一种多层编码策略和约束调度方法来处理关键逻辑以及物理约束,提出了一种改进多目标量子行为粒子群优化算法。Tan 等^[10]针对异构无人水面艇的多类型任务分配,提出了一个可变的任务价值模型,并将改进的蚁群算法的转移概率函数融入到任务分配中,以最大化任务执行的整体收益。Chen 等^[11]提出了一种新的信息素更新机制和 4 种新定义的启发式信息的多目标蚁群优化算法。

对异构无人系统任务分配方法的研究大多为异构无人系统,对空地异构无人系统,尤其是复杂城市环境条件下的空地异构无人系统作战任务规划研究较少,并且存在作战场景简单、任务类型单一、任务难度较低,不够贴近实战的问题。空地异构无人系统协同任务规划,任务类型、资源、数量,以及任务协同复杂度均有显著增加^[12],现有启发式算法的任务分配虽然寻优能力较强,

但不易满足实时性要求,且可靠性、可维护性、抗干扰性都不高,并且在问题规模较大时易陷入局部最优,在实战环境下实际应用中存在很多问题。

1 侦察任务规划问题模型

空地异构无人系统中不同平台之间的能力和功能不同,需要对其进行区分,对于不同的无人平台,需要对其能力的量化和目标的匹配进行建模。而同构的无人系统中,无人平台之间没有差异,任务分配模型更为简单。

1.1 问题描述

本文考虑城市作战环境下,多架旋翼式侦察无人机U和多辆小型侦察无人车G对较大范围内不同目标执行侦察任务的任务规划问题。

无人平台的总数 $N_s = N_U + N_G$, 无人平台集合可以表示为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{N_U}, S_{N_U+1}, \dots, S_{N_s}\}$, 第 i 个无人平台 S_i 的类型可以表示为 $Y_i = \begin{cases} U, & i \leq N_U \\ G, & i > N_U \end{cases}$ 。

初始条件下,全部无人机、无人车均位于坐标为 P_H 的阵地 H 中,并在全部侦察任务结束后返回阵地。异构无人平台的运动能力和资源载荷具有明显差异,无人车的最大行驶距离 $d_{G,max}$ 较长,行驶速度 v_G 较慢;无人机的最大飞行距离 $d_{U,max}$ 较短,飞行速度 v_U 较快。本文假设在战前,无人系统能够依靠情报支援,获取战场卫星地图和可靠的目标情报信息。目标的总数为 N_O , 目标集合 O 可以表示为 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_j, \dots, O_{N_O}\}$ 。第 j 个目标 O_j 的位置表示为 P_j^O 。根据目标的重要程度,给目标 O_j 赋予价值 V_j 。根据目标的性质和无人平台的差异,无人平台在执行任务过程中受到的威胁和执行任务的成功率会不同。目标 O_j 对无人平台 S_i 产生威胁系数 $W_j^{Y_i}$ 和威胁距离 $R_j^{Y_i}$, 导致无人机和无人车对同一目标侦察成功率不同。当对所有目标侦察完毕,全部无人平台安全返回阵地,整个侦察任务完成。

1.2 侦察任务规划模型

1.2.1 目标函数

设无人平台 S_i 的任务数量为 L , 任务执行序列为 $M_i = \{m_1, m_2, \dots, m_k, \dots, m_L\}$ 。

(1) 无人系统的侦察收益

在执行第 k 个任务之前,无人平台需要先执行第 $1 \sim k-1$ 个任务,只有当前置任务均执行成功后才能执行该任务,则无人平台 S_i 执行第 k 个任务的成功率为

$$A_{ik} = \prod_{l=1}^k (1 - W_{m_l}^{Y_i}) \quad (1)$$

无人平台 S_i 执行第 k 个任务的收益为

$$I_{ik} = V_{m_k} A_{ik} \quad (2)$$

则无人系统的侦察收益为

$$C_1 = \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{k=1}^L I_{ik} \quad (3)$$

(2) 无人系统的路径代价

在起始条件下,所有无人平台均位于阵地,在任务结束后所有无人平台返回阵地,任务结束。则无人平台 S_i 执行 L 个任务的航程距离为

$$D_i = \begin{cases} d_{Y_i}(P_H, P_{m_1}^O) + d_{Y_i}(P_{m_1}^O, P_H), & L = 1 \\ d_{Y_i}(P_H, P_{m_1}^O) + \sum_{k=2}^L d_{Y_i}(P_{m_{k-1}}^O, P_{m_k}^O) + d_{Y_i}(P_{m_L}^O, P_H), & L \geq 2 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $d_{Y_i}(A, B)$ 为类型为 Y_i 的无人平台从点 A 到点 B 的航程距离。无人系统的路径代价为

$$C_2 = \sum_{i=1}^{N_s} D_i \quad (5)$$

(3) 无人系统的时间代价

无人平台 S_i 执行 L 个任务所花费的时间为

$$t_i = D_i / v_{Y_i} \quad (6)$$

则无人系统的任务时间代价为

$$C_3 = \max t_i, i \in 1, 2, \dots, N_s \quad (7)$$

(4) 无人系统的总体收益

$$\max f = \omega_1 C_1 - \omega_2 C_2 - \omega_3 C_3 \quad (8)$$

式中： $\omega_i=(0,1)$ 为权重系数， $\sum_{i=1}^3\omega_i=1$ 。

1.2.2 约束条件

(1) 任务数量约束

无人平台执行侦察任务的次数为目标数量：

$$N_o = \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_o} Z_{ij} \quad (9)$$

$$Z_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{无人平台 } S_i \text{ 侦察目标 } O_j \\ 0, & \text{无人平台 } S_i \text{ 不侦察目标 } O_j \end{cases}$$

(2) 任务执行情况约束

每一个目标 O_j 均需要被侦察，且只被侦察一次：

$$\sum_{i=1}^{N_s} Z_{ij} = 1, j \in (1, 2, \dots, N_o) \quad (10)$$

(3) 无人平台航程约束

每一个无人平台 S_i 执行任务的总路程不大于该无人平台的最大行驶距离：

$$D_i \leq d_{y, \max}, \forall i \in (1, 2, \dots, N_s) \quad (11)$$

2 侦察任务规划策略

空地异构无人系统侦察任务规划问题可以划分成路径规划和任务分配2个子问题进行求解^[13]。本文首先分别研究无人机和无人车的路径规划问题，在路径规划的基础上获得任务分配的路径代价、时间代价等任务分配的基本条件，然后研究空地异构无人系统侦察任务分配方法。

2.1 基于改进A*算法的侦察路径规划策略

确保单无人平台的航程路径安全，是空地异构无人系统协同规划的前提。因此，本文首先研究有多威胁区约束的城市作战条件下，无人机和无人车路径规划问题。A*算法^[14]采用启发式搜索和基于最短路径的搜索相结合的方法，来计算每个节点的优先级。

$$f(n) + g(n) + h(n) \quad (12)$$

式中： $g(n)$ 为从开始节点到节点 n 的最短路径的代价； $h(n)$ 为A*算法的启发函数，表示从节点 n 到

目标节点的预估代价。A*算法在进行节点扩展的过程中，选择周围8个方向的网格作为下一步的待选路径扩展点，判断每个待选扩展点是否在OPEN表或者CLOSE表中。如果待选扩展点不在OPEN表或CLOSE表中，则将其加入OPEN表。通过式(12)计算OPEN表中每个节点的代价值，从中选择代价值最小的节点作为下一步的扩展节点，并将其加入到CLOSE表中，循环上述步骤，直到找到目标节点，形成一条从起始点到目标点的最优路径。

2.1.1 无人机路径规划策略

(1) 路径扩展点选择

将无人机直线航迹与威胁区圆的切点作为A*算法的下一步扩展节点，如图1所示。起始点位置为 P_s ，目标点位置为 P_e 。在无人机起始位置和目标位置之间存在位置为 P_1 半径为 R_1 和位置为 P_2 半径为 R_2 的2个威胁区域。从图1可以看出，有若干条路径可以绕过威胁区域到达目标点位置。在A*算法中，将图1所示的在威胁区上的若干切点加入OPEN表，作为下一步的路径待选扩展节点。

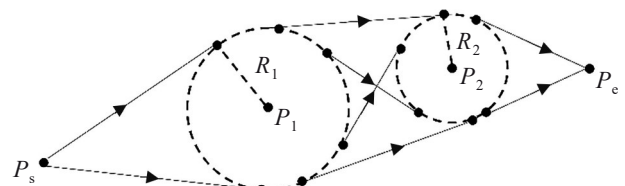


图1 扩展点选择

Fig. 1 Extension point selection

(2) 无人机路径扩展点计算与选取方法

1) 坐标点到威胁区路径构建

如图2所示， $P_s(x_s, y_s)$ 为当前路径扩展点， $P_1(x_1, y_1)$ 为半径为 R_1 的威胁区； α 为切线与圆心连线的夹角， $\alpha = \arcsin(R_1/D)$ ； l 为点 P_s 到切点 q_1 、 q_2 的长度， $l = \sqrt{D^2 - R_1^2}$ ； $C=[cx, cy]$ 为点 P_s 到威胁区圆心 P_1 的单位向量； D 为点 P_s 到威胁区圆心 P_1 的长度， $D = \sqrt{(x_s - x_1)^2 + (y_s - y_1)^2}$ 。过点 P_s 作

威胁区 P_1 的切线, 切点 $q_1(x_{q_1}, y_{q_1})$ 、 $q_2(x_{q_2}, y_{q_2})$ 为下一步路径待选扩展点。 q_1 、 q_2 坐标求解方法为

$$\begin{aligned} x_{q_1}, x_{q_2} &= l(cx \cdot \cos \alpha \pm cy \cdot \sin \alpha) + x_s \\ y_{q_1}, y_{q_2} &= l(\pm cx \cdot \sin \alpha - cy \cdot \cos \alpha) + y_s \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $cx = |x_s - x_1|/D$; $cy = |y_s - y_1|/D$ 。

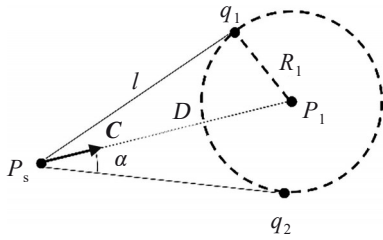


图 2 点到威胁区的路径点
Fig. 2 Path point to threat area

2) 两威胁区间路径构建

如图 3 所示, 半径为 R_1 的威胁区 $P_1(x_1, y_1)$ 与半径为 R_2 的威胁区 $P_2(x_2, y_2)$ 有 $q_1 \sim q_8$ 共 8 个公切点, 组成 $q_1 q_3$ 、 $q_2 q_4$ 、 $q_5 q_7$ 、 $q_6 q_8$ 共 4 条直线路径, q_3 、 q_4 、 q_7 、 q_8 可作为无人机的下一步路径待选扩展点。

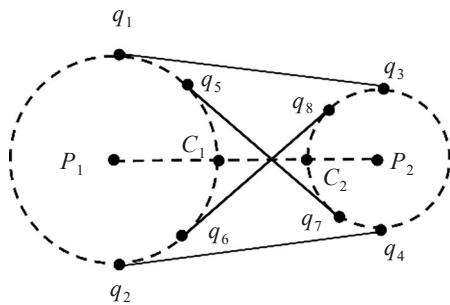


图 3 两威胁区的公切线
Fig. 3 Common tangent of two threat areas

威胁区 P_1 与 P_2 圆心连线 $P_1 P_2$ 的长度 $D = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$, $P_1 P_2$ 与威胁区 P_1 与 P_2 的交点 $C_1(x_{c_1}, y_{c_1})$ 、 $C_2(x_{c_2}, y_{c_2})$ 的坐标求解方法为

$$\begin{aligned} x_{c_1} &= (x_2 - x_1) R_1 / D + x_1 \\ y_{c_1} &= (y_2 - y_1) R_1 / D + y_1 \\ x_{c_2} &= (x_1 - x_2) R_2 / D + x_2 \\ y_{c_2} &= (y_1 - y_2) R_2 / D + y_2 \end{aligned}$$

如图 4 所示, α 为 $q_1 q_3$ 过点 P_2 的平行线 ρP_2 与 $P_1 P_2$ 的夹角。

$$\alpha = \arccos((R_1 - R_2) / D) \quad (14)$$

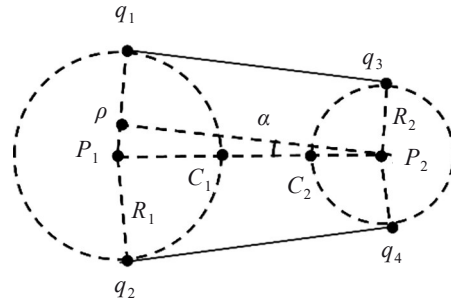


图 4 威胁区外切点
Fig. 4 Tangent points outside threat area

外切点 $q_1(x_{q_1}, y_{q_1})$ 、 $q_2(x_{q_2}, y_{q_2})$ 、 $q_3(x_{q_3}, y_{q_3})$ 、 $q_4(x_{q_4}, y_{q_4})$ 的求解公式为

$$\begin{aligned} x_{q_1}, x_{q_2} &= (x_{c_1} - x_1) \cos(\pm \alpha) - (y_{c_1} - x_1) \sin(\pm \alpha) + x_1 \\ y_{q_1}, y_{q_2} &= (x_{c_1} - x_1) \sin(\pm \alpha) + (y_{c_1} - x_1) \cos(\pm \alpha) + y_1 \\ x_{q_3}, x_{q_4} &= (x_{c_2} - x_2) \cos[\pm(\pi - \alpha)] + \\ &\quad (y_{c_2} - x_2) \sin[\pm(\pi - \alpha)] + x_2 \\ y_{q_3}, y_{q_4} &= (x_{c_2} - x_2) \sin[\pm(\pi - \alpha)] + \\ &\quad (y_{c_2} - x_2) \cos[\pm(\pi - \alpha)] + y_2 \end{aligned}$$

如图 5 所示, β 为 $q_5 q_7$ 与 $P_1 P_2$ 的夹角。

$$\beta = \arccos((R_1 + R_2) / D) \quad (15)$$

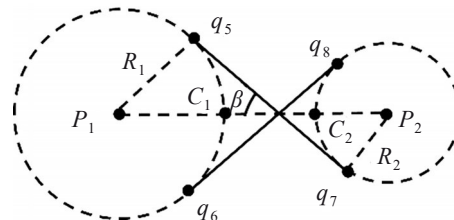


图 5 威胁区内切点
Fig. 5 Tangent points inside threat area

外切点 $q_5(x_{q_5}, y_{q_5})$ 、 $q_6(x_{q_6}, y_{q_6})$ 、 $q_7(x_{q_7}, y_{q_7})$ 、 $q_8(x_{q_8}, y_{q_8})$ 的求解公式为

$$\begin{aligned} x_{q_5}, x_{q_6} &= (x_{c_1} - x_1) \cos(\pm \beta) - (y_{c_1} - y_1) + x_1 \\ y_{q_5}, y_{q_6} &= (x_{c_1} - x_1) \sin(\pm \beta) - (y_{c_1} - y_1) + y_1 \\ x_{q_7}, x_{q_8} &= (x_{c_2} - x_2) \cos(\pm \beta) - (y_{c_2} - y_2) + x_2 \\ y_{q_7}, y_{q_8} &= (x_{c_2} - x_2) \sin(\pm \beta) - (y_{c_2} - y_2) + y_2 \end{aligned}$$

3) 无人机路径扩展点的选取与路径代价计算

根据以上方法能够得到威胁区边缘的若干搜索路径，但对前置路径而言，不是每一条路径都可以作为下一步扩展点。若所得到路径过威胁区，则不是安全路径，弃置该条路径。

如6所示， q_0 为当前路径扩展点， q_8 或 q_4 作为下一步扩展节点不是最短径，且不符合无人机运动学规律。对当前路径和下一步扩展路径进行计算，以 q_0 为当前路径扩展点、 q_3 为下一步路径扩展点为例，若 $P_s q_0$ 与 $q_0 q_1$ 的夹角 α_1 等于 $q_1 q_3$ 与 $q_1 q_0$ 的夹角 α_2 则将路径 q_3 作为下一步扩展点加入OPEN表中， q_3 的路径代价为

$$d = \widehat{q_0 q_1} + |q_1 q_3| \quad (16)$$

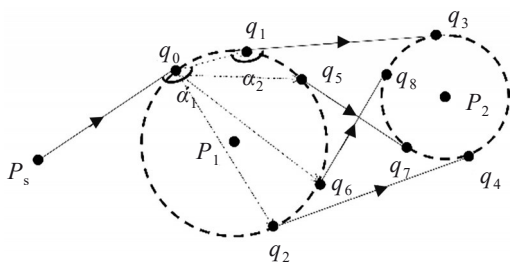


图6 下一步路径选择
Fig. 6 Next step path selection

无人机A*路径搜索算法流程如图7所示，具体步骤如下。

步骤1：首先将起始点作为路径扩展点，生成到目标点 P_s 的路径。如果此路径不经过威胁区域，则将目标点 P_c 加入CLOSE表中，构成一条从起始点到目标点的路径曲线，算法运行结束。如果此路径经过威胁区，则根据上述方法生成当前路径扩展点到威胁区的多条路径。

步骤2：通过A*算法估价函数式(12)计算并选出代价值最小的点作为下一步的路径扩展点，将此路径扩展点加入到CLOSE表中。

步骤3：将步骤2中选取的路径扩展点作为当前位置，然后重新执行步骤1的操作。之后重复上述过程，不断产生新的路径扩展点，直到到达目标点，构建出完整路径。

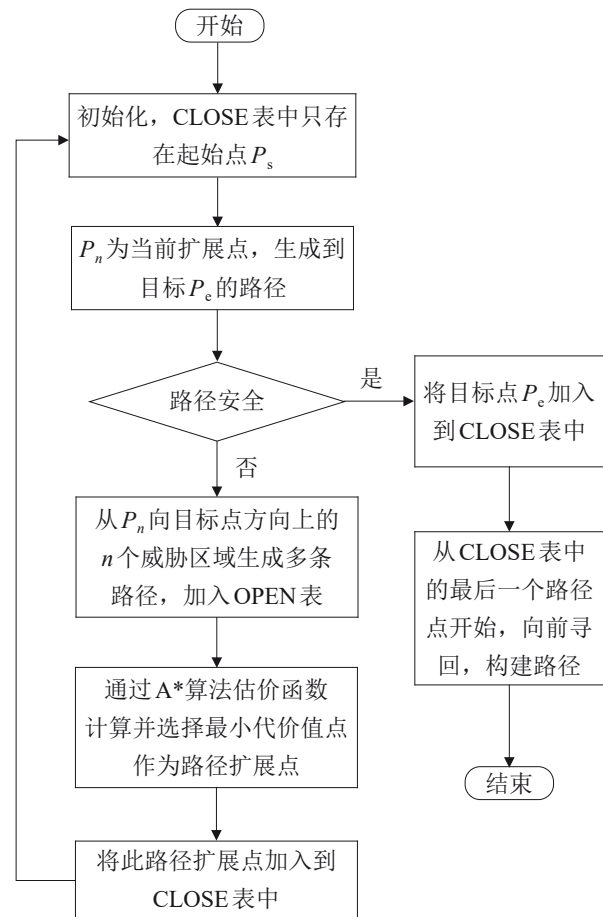


图7 无人机A*路径搜索算法流程
Fig. 7 Flow chart of UAV A* path search algorithm

2.1.2 无人车路径规划策略

无人车在城市环境中将城市路网作为可行路径进行路径搜索。在本文作战场景下无人车需要侦察的目标对无人车具有一定威胁，在抵进侦察目标和侦察结束撤离的过程中，无人车要选择能够尽快离开威胁区的路线，提升无人车的存活概率。无人车路径搜索除了要找到距离较短的路径，还要规避非此次任务目标的威胁区。如图8所示，灰色线为城市路网，红色覆盖区域为对地威胁区。

为了在城市路网中搜索出满足条件的最优行驶路线，采用A*启发式搜索算法。设定代价函数：

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (17)$$

式中： $h(n)$ 为从节点 n 到目标节点的预估代价。

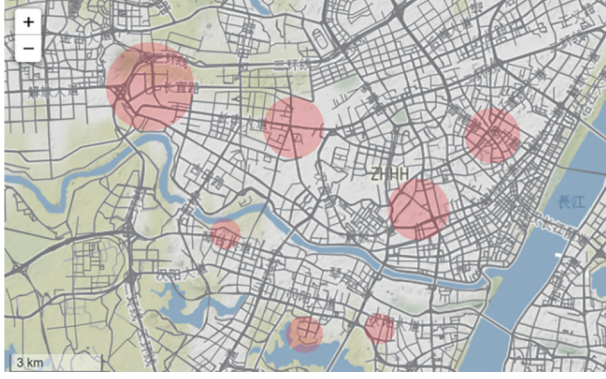


图8 无人车路径搜索环境

Fig. 8 Unmanned vehicle path search environment

$$g(n) = d(n) + \mu \cdot w(n) \quad (18)$$

式中: $d(n)$ 为从开始节点到节点 n 的最短路径的代价; μ 为威胁代价系数; $w(n)$ 为从开始节点到节点 n 的威胁代价。路径 p_n 的威胁代价为

$$w(n) = \sum_{j=1}^{N_o} \begin{cases} W_j^G \cdot \int_{d_{j,n}^{\min}}^{d_{j,n}^{\max}} \frac{R_j^G}{x} dx, p_n \cap \Phi_j \neq \emptyset \\ 0, p_n \cap \Phi_j = \emptyset \end{cases} \quad (19)$$

式中: N_o 为目标总数; W_j^G 、 R_j^G 、 Φ_j 分别为第 j 个目标对地威胁系数、对地威胁距离和目标形成的对地威胁区的集合; $d_{j,n}^{\min}$ 和 $d_{j,n}^{\max}$ 为路径 p_n 到威胁区中心坐标 P_j 的最近距离和最远距离。

2.2 基于 IMSO 的侦察任务分配策略

蛇优化算法(snake optimizer, SO)是全新的元启发式算法^[15], 灵感来源于蛇的觅食和繁殖行为, 该算法思路新颖, 快速高效。

与所有元启发式算法一样, SO 在初始阶段生成均匀分布的随机种群:

$$X_i = X_{\min} + r(X_{\max} - X_{\min}) \quad (20)$$

式中: X_i 为蛇群中的个体; $r \in (0, 1)$ 为随机数; X_{\min} 和 X_{\max} 分别为待解决问题的下界和上界。此后, 将初始化种群平均分为雄性 X_m 和雌性 X_f 2 个部分。

SO 分为勘探阶段和开发阶段, 主要受温度 T 和温度阈值 θ_T 以及食物量 Q 和食物阈值 θ_Q 的

影响。

$$T = \exp(-t/t_{\max}) \quad (21)$$

$$Q = c_1 \cdot \exp((t - t_{\max})/t_{\max}) \quad (22)$$

式中: t 为当前迭代次数; t_{\max} 为最大迭代次数; c_1 为系数。

(1) 勘探阶段($Q \leq \theta_Q$)

在勘探阶段, 每条蛇通过选择任何随机位置来搜索食物并更新它们的位置:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{r,m}(t) \pm c_2 A_m ((X_{\max} - X_{\min})r + X_{\min}) \quad (23)$$

$$A_m = \exp(-f_{r,m}/f_{i,m}) \quad (24)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{r,f}(t) \pm c_2 A_f ((X_{\max} - X_{\min})r + X_{\min}) \quad (25)$$

$$A_f = \exp(-f_{r,f}/f_{i,f}) \quad (26)$$

式中: $X_{i,m}$ 、 $X_{i,f}$ 分别为雄性 X_m 和雌性 X_f 种群中的个体; $X_{r,m}$ 、 $X_{r,f}$ 分别为在各自种群中随机一条蛇的位置; c_2 为系数; A_m 、 A_f 分别为雄性和雌性寻找食物的能力; $f_{r,m}$ 、 $f_{r,f}$ 分别为 $X_{r,m}$ 、 $X_{r,f}$ 的适应度值; $f_{i,m}$ 、 $f_{i,f}$ 分别为 $X_{i,m}$ 、 $X_{i,f}$ 的适应度值。

(2) 开发阶段($Q > \theta_Q$)

SO 的开发阶段相对复杂, 分为靠近食物模式、战斗模式和交配模式。3 种模式同时受温度 T 和食物量 Q 的影响。

当 $T > \theta_T$ 时, 则进入靠近食物模式。在食物可用但温度高的情况下, 蛇只会专注于吃可用的食物, 更新策略为

$$X_i(t+1) = X_{\text{food}} \pm c_3 Tr(X_{\text{food}} - X_i(t)) \quad (27)$$

式中: c_3 为系数; X_i 为雄性加雌性的整个种群中的个体; X_{food} 为全局最优位置。

当 $T \leq \theta_T$ 时, 蛇群将根据轮盘赌随机处于战斗模式或交配模式。

在战斗模式中, 每个雄性都会为获得最好的雌性而战, 每个雌性都会尝试选择最好的雄性, 位置更新策略为

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 F_m r(QX_{\text{best},f} - X_{i,m}(t)) \quad (28)$$

$$F_m = \exp(-f_{\text{best},f}/f_{i,m}) \quad (29)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 F_f r(Q X_{\text{best},m} - X_{i,f}(t)) \quad (30)$$

$$F_f = \exp(-f_{\text{best},m}/f_{i,f}) \quad (31)$$

式中： $X_{\text{best},f}$ 、 $X_{\text{best},m}$ 分别为雌性和雄性蛇最优位置； $f_{\text{best},f}$ 、 $f_{\text{best},m}$ 分别为 $X_{\text{best},f}$ 和 $X_{\text{best},m}$ 的适应度值； F_m 为雄性战斗值； F_f 为雌性战斗值。

在交配模式下，每对雄蛇和雌蛇进行交配，位置更新策略为

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 M_m r(Q \cdot X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (32)$$

$$M_m = \exp(-f_{i,f}/f_{i,m}) \quad (33)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 M_f r(Q \cdot X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \quad (34)$$

$$M_f = \exp(-f_{i,m}/f_{i,f}) \quad (35)$$

式中： M_m 和 M_f 分别为雄性和雌性的交配能力。交配后，随机进行孵蛋，将最差的雄性 $X_{\text{worst},m}$ 和最差的雌性 $X_{\text{worst},f}$ 进行初始化：

$$X_{\text{worst},m} = X_{\min} + r(X_{\max} - X_{\min}) \quad (36)$$

$$X_{\text{worst},f} = X_{\min} + r(X_{\max} - X_{\min}) \quad (37)$$

由于前文提出的侦察任务规划问题模型无法直接使用SO进行求解，因此进行了编码及初始化策略、改进策略和求解流程的设计，以适应该问题模型的特点。

(1) 编码及初始化策略

在使用SO求解无人机协同多任务分配问题时，首先要解决的是如何对蛇中个体进行编码操作。在SO中，每条蛇就是一个备选解，通过种群搜索和位置更新来寻求问题的最优解。本文采用基于多层实数向量的编码方法，建立蛇的位置与任务分配解的映射关系。其中，蛇的位置维度与目标的数目相同。如表1所示，蛇的位置整数部分[X]表示此任务的无人平台编号，整数部分相同的任务被分配给同一无人平台执行。蛇的位置小数部分{X}表示无人平台的任务执行顺序，小数部分越小越早执行此任务。对表1中蛇的位置解码后，可得无人平台 S_1 、 S_2 、 S_3 的任务序列，如表2所示。

表1 任务序列编码

目标	X	[X]	{X}	平台	收益
O_1	3.7	3	0.7	S_3	40
O_2	1.2	1	0.2	S_1	70
O_3	3.5	3	0.5	S_3	30
O_4	2.3	2	0.3	S_2	60
O_5	1.5	1	0.5	S_1	10

表2 无人平台任务序列

无人平台	任务序列
S_1	$O_2 \rightarrow O_5$
S_2	O_4
S_3	$O_3 \rightarrow O_1$

(2) 改进策略

使用SO对本文描述的场景求解：在勘探阶段蛇随机搜索食物，随机性较大导致收敛速度过慢；在开发阶段的靠近食物模式中，收敛速度较快，但容易陷入局部最优解。在战斗模式和交配模式中，由于在靠近食物模式中蛇的种群多样性降低，优化效果并不明显。使用SO对本文问题进行求解，优化效果不稳定，容易陷入局部最优解。

为解决上述问题，本文针对空地异构无人系统任务分配提出了一种改进蛇优化算法(improved SO, IMSO)。

1) 蛇位置更新策略

针对勘探阶段蛇随机搜索食物随机性较大问题，参考粒子群算法，保留蛇的每一代最优位置进行迭代，只有当 $X_i(t+1)$ 的适应度值大于 $X_i(t)$ 的适应度值时，才对 $X_i(t)$ 进行替换。

2) 战斗模式和交配模式策略

针对蛇群在战斗模式和交配模式中种群多样性降低导致优化效果不明显的问题，本文结合遗传算法的交叉、变异等遗传操作对SO进行改进。

在战斗模式中，对雄蛇 $X_{i,m}$ 和雌蛇 $X_{i,f}$ 的随机位置 k 进行变异操作：

$$X_{i,m}[k] = rN_T \quad (38)$$

$$X_{i,f}[k] = rN_T \quad (39)$$

在交配模式中, 对雄蛇 $X_{i,m}$ 和雌蛇 $X_{i,f}$ 中收益最低的位置 w 与最优的异性蛇进行交叉操作:

$$X_{i,m}[w]=X_{best,f}[w] \quad (40)$$

$$X_{i,f}[w]=X_{best,m}[w] \quad (41)$$

交配后, 随机进行孵蛋。将最差的雄性 $X_{worst,m}$ 和最差的雌性 $X_{worst,f}$ 与最优雄蛇 $X_{best,m}$ 和最优雌蛇 $X_{best,f}$ 进行交叉操作得到新蛇。

如图9所示, 交叉数量为目标数量的一半取整 $[N_o/2]$, 交叉位置为随机选择, $X_{worst,m}$ 与 $X_{best,f}$ 在交叉位置上进行值的交换。交换后产生的新蛇可能会出现无人平台的缺失, 因此, 还需对新蛇进行调整。选取 $\{X\}$ 部分数量最多的值中 $\{X\}$ 部分最大的位置用缺失无人平台值进行替换, 替换后 $\{X\}$ 部分取0.5。

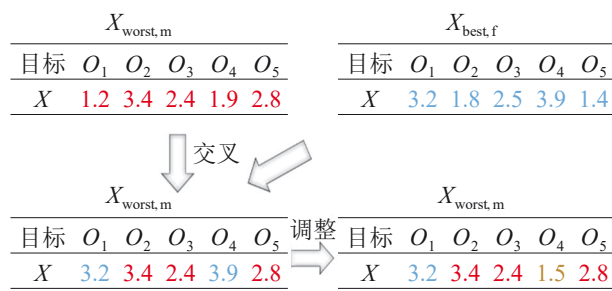


图9 交叉操作方法

Fig. 9 A sample of crossover operation

(3) 求解流程

利用IMSO求解空地异构无人系统任务分配问题流程, 如图10所示, 其中, 灰色框图表示本文改进的内容。具体步骤如下。

步骤1: 初始化蛇种群。根据无人平台和目标的信息确定个体位置的维度及搜索域的上下界 $[X_{max}, X_{min}]$, 确定搜索空间的蛇的个数 N 和最大迭代次数 t_{max} , 并根据式(20)将 N 个蛇随机分布在给定范围的搜索域中, 根据式(20)初始化相关控制参数。

步骤2: 将种群平均分为雄性 X_m 和雌性 X_f 2个部分, 根据式(8)计算种群中每条蛇的适应度值, 确定当前雄蛇最优解 $X_{best,m}$, 雌蛇最优解 $X_{best,f}$

和全局最优解 X_{food} 。

步骤3: 迭代次数 $t+1$, 根据式(21)(22)更新温度 T , 计算食物量 Q , 并判断 Q 与食物阈值 θ_Q 的大小关系, 若 $Q \leq \theta_Q$, 则跳转到步骤4, 否则, 跳转到步骤5。

步骤4: 进入勘探阶段, 根据式(23)~(26), 计算 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$ 。

步骤5: 进入开发阶段, 判断 T 与温度阈值 θ_T 的大小关系, 若 $T > \theta_T$, 跳转到步骤6, 否则, 跳转到步骤7。

步骤6: 进入靠近食物模式, 根据式(27)计算 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$, 跳转到步骤10。

步骤7: 进行轮盘赌选择, 若 $r < 0.6$, 则跳转到步骤8, 否则, 跳转到步骤9。

步骤8: 进入战斗模式, 根据式(38)(39)对雄蛇 $X_{i,m}$ 和雌蛇 $X_{i,f}$ 的随机位置 k 进行变异操作, 得到 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$, 跳转到步骤10。

步骤9: 进入交配模式, 根据式(40)(41)对雄性 $X_{i,m}$ 和雌性 $X_{i,f}$ 中收益最低的位置 w 与最优的异性蛇进行交叉操作, 得到 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$ 。而后进行孵蛋, 分别选择雄蛇中最差的个体 $X_{worst,m}$ 和雌蛇中最差个体 $X_{worst,f}$ 与最优雄蛇 $X_{best,m}$ 和最优雌蛇 $X_{best,f}$ 根据图9进行交叉操作得到 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$ 。

步骤10: 计算 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$ 的适应度值, 与 $X_{i,m}(t)$ 、 $X_{i,f}(t)$ 进行比较, 若 $X_{i,m}(t)$ 、 $X_{i,f}(t)$ 的适应度值优于 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$, 则 $X_{i,m}(t+1)=X_{i,m}(t)$ 、 $X_{i,f}(t+1)=X_{i,f}(t)$, 否则 $X_{i,m}(t+1)$ 、 $X_{i,f}(t+1)$ 不进行改变。

步骤11: 更新雄蛇最优解 $X_{best,m}$ 、雌蛇最优解 $X_{best,f}$ 和全局最优解 X_{food} 。

步骤12: 判断算法是否达到最大迭代次数, 若满足则输出当前最优位置, 并经解码后得到最优的空地异构无人系统侦察任务分配方案, 算法结束; 否则, 转步骤3继续搜索。

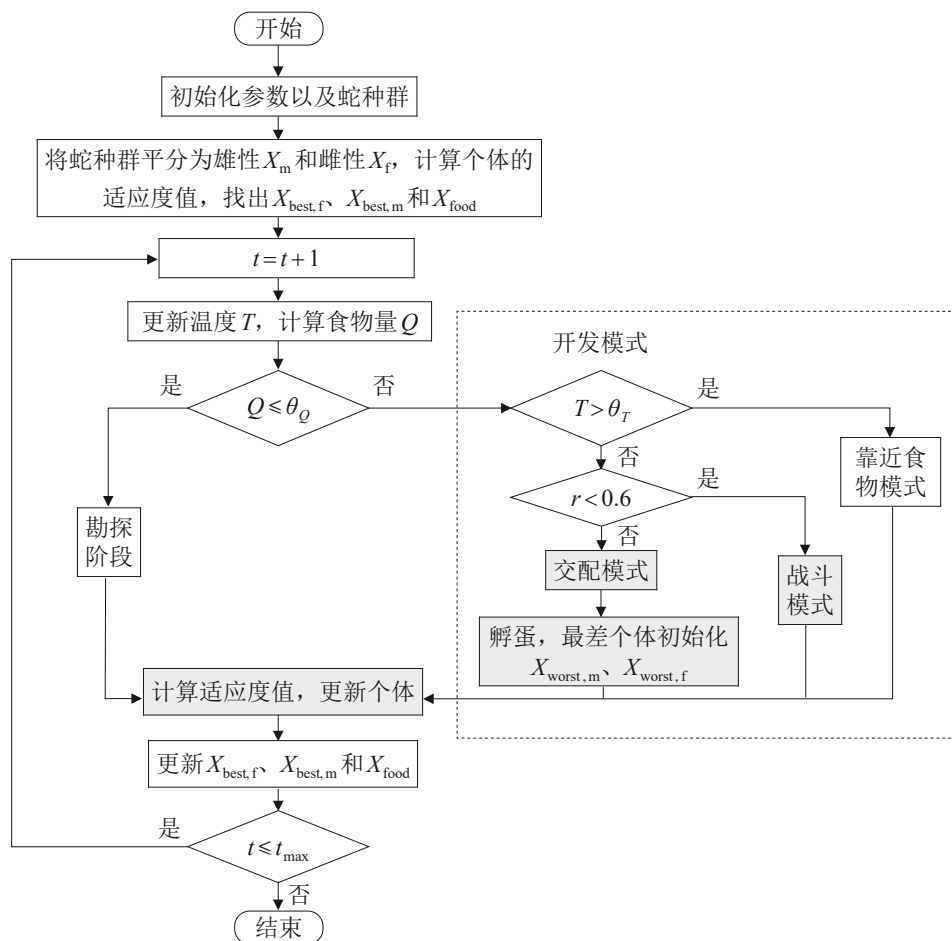


图 10 IMSO 流程图
Fig. 10 Flow chart of IMSO

3 仿真实验

本文在 30 km×30 km 的城市环境验证本文空地异构无人系统侦察任务规划能力, 4 架旋翼式侦察无人机和 3 辆小型侦察无人车对 14 个目标执行侦察任务, 目标属性如表 3 所示, 阵地的经纬度坐标为(114.371 1, 30.510 9)。无人机的飞行速度为 20 m/s, 最大飞行距离为 40 km; 无人车的行驶速度为 14 m/s, 最大行驶距离为 100 km。本文所有算法和测试程序均采用 Python 3.9 编程实现仿真, 操作系统为 Windows 11, CPU 为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H, 主频为 2.7 GHz, 内存为 32 GB。

实验 1: 在上述实验场景下, 对无人机路径搜索策略进行验证。如图 11 所示, 红色标记为目标

$O_1 \sim O_{14}$, 绿色标记为阵地, 红色覆盖范围为目标的对空威胁区。红色路径为无人机由阵地出发至 O_6 的路径, 改进 A* 算法搜索路径长度为 5 500.05 m, 基本 A* 算法搜索路径长度为 5 538.74 m; 绿色路径为无人机由阵地出发至 O_4 的路径, 改进 A* 算法搜索路径长度为 17 126.3 m, 基本 A* 算法搜索路径长度为 18 350.84 m; 蓝色路径为无人机由阵地出发至 O_{11} 的路径, 改进 A* 算法搜索路径长度为 24 507.35 m, 基本 A* 算法搜索路径长度为 2 560.34 m。可以看出, 改进 A* 路径搜索策略计算出的路径相比基本 A* 算法, 在经过少量和大量威胁区的情况下均能获得长度较短的路径, 并满足了无人机航行的路径平滑性要求和路径连续性要求, 能更好地运用在实际环境中。

表 3 目标属性表
Table 3 Target property sheet

目标	经度	纬度	对空威胁系数	对空威胁距离/m	对地威胁系数	对地威胁距离/m	价值
O_1	114.331 3	30.533 1	0.8	2 000	0.2	1 000	100
O_2	114.243 4	30.551 1	0.2	1 500	0.3	500	60
O_3	114.214 6	30.609 0	0.1	1 500	0.4	1 000	40
O_4	114.307 3	30.654 5	0.5	3 000	0.2	800	80
O_5	114.360 8	30.590 1	0.3	3 000	0.1	600	30
O_6	114.414 4	30.543 4	0.9	2 000	0.2	400	60
O_7	114.237 0	30.521 9	0.3	2 700	0.7	500	70
O_8	114.290 8	30.502 0	0.1	1 000	0.8	400	40
O_9	114.281 2	30.606 7	0.8	1 200	0.2	900	50
O_{10}	114.191 7	30.578 4	0.4	2 700	0.1	500	30
O_{11}	114.166 5	30.620 8	0.6	1 800	0.4	1 400	40
O_{12}	114.393 4	30.643 2	0.8	2 700	0.6	600	30
O_{13}	114.218 2	30.549 4	0.2	1 200	0.7	600	50
O_{14}	114.256 4	30.585 4	0.2	2 000	0.7	1 000	100

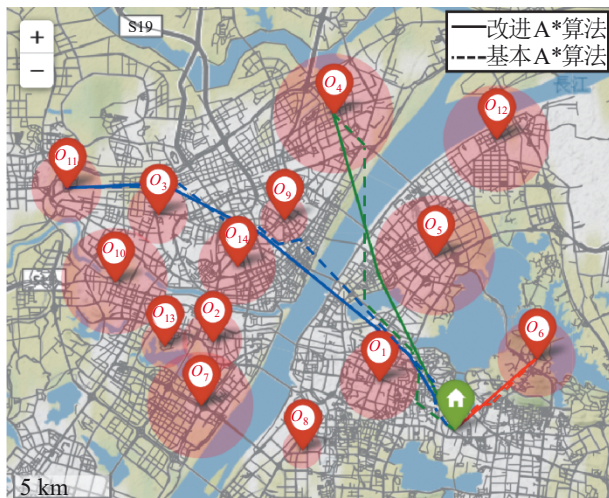


图 11 无人机路径搜索
Fig. 11 UAV path search

实验 2: 在上述实验场景下, 对无人车路径搜索策略进行验证。指定 μ 为威胁代价系数, 设定 $\mu=100$ 。如图 12 所示, 图中绿色覆盖范围为目标的对地威胁区。红色路径为无人车由阵地出发采用本文无人车路径搜索策略至 O_{11} 的路径, 路径长度为 29 974.6 m, 总威胁代价为 537.4; 绿色路径为无人车由阵地出发采用基本 A*算法至 O_{11} 的路径, 路径长度为 29 034.7 m, 总威胁代价为 3 543.8。可以看出采用基本 A*算法的路径无法避

让威胁区, 对于侦察目标, 在其威胁区内路径较长, 采用该路径执行侦察任务风险较大; 采用本文无人车路径搜索策略的路径可以很好地避开其他威胁区, 且对于侦察目标在其威胁区内路径较短, 该搜索策略能够平衡路径距离最短和安全的关

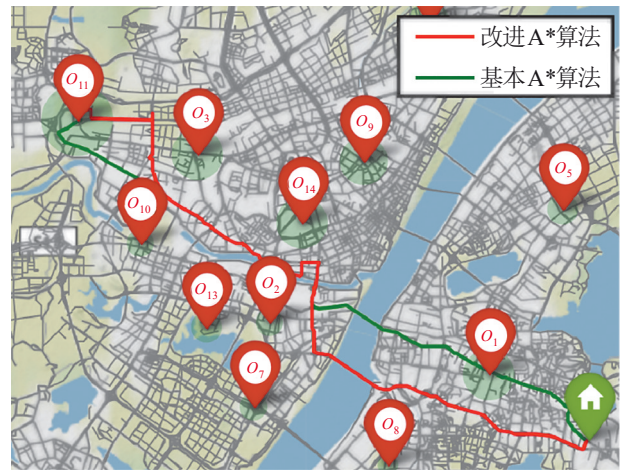


图 12 无人车路径搜索
Fig. 12 UGV path search

实验 3: 在上述背景下对本文提出的 IMSO 算法进行可行性验证。本实验设置种群数量 $N=100$, 最大迭代次数 t_{max} 为 100。IMSO 求解过程中适应度变化曲线如图 13 所示, 由于改进了 SO 中蛇位置

更新策略, 算法前期的收敛速度较快, 在迭代次数 $t=20$ 时, 即可得到可行解。且由于在迭代后期的战斗模式和交配模式中融合了遗传算法的变异和交叉操作, 使 IMSO 能在迭代后期(迭代次数 $t>50$) 能够多次跳出局部最优, 具有较好的寻优能力。

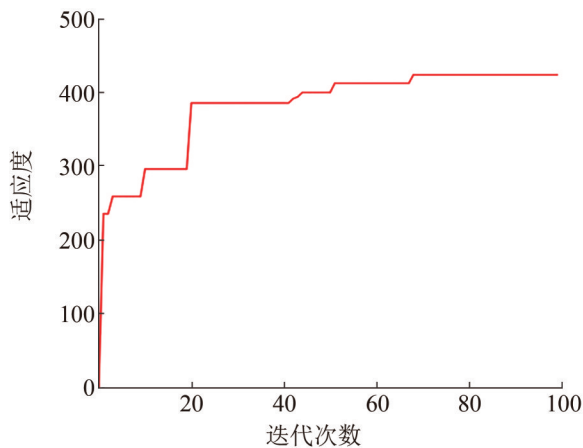


图13 IMSO算法适应度曲线
Fig. 13 IMSO algorithm fitness curve

采用 IMSO 得到无人平台任务分配结果如表 4 所示。图 14 为任务分配路线图, 为了便于观察, 忽略了高度, 只显示二维平面的路径轨迹。

可以看出, 所有的目标均被侦察, 且满足上述约束条件的要求, 验证了 IMSO 在求解空地异构无人系统侦察任务分配问题的可行性。

实验 4: 为验证 IMSO 的优越性, 本实验设置 3 种任务载荷, 并将 IMSO、SO 和 PSO 分别独立运行 10 次进行对比分析。其中, PSO 的惯性权重 $\omega=0.9$, 学习因子 $c_1=0.2$ 、 $c_2=0.4$, 最大速度 $v_{\max}=0.5$ 。为了便于 3 种算法进行比较, 本实验设置

3 种算法种群数量 $N=100$, 最大迭代次数 $t_{\max}=100$ 。

表 4 无人平台分配信息

Table 4 Unmanned platform allocation information			
无人平台	类型	目标序列	航程/m
S_1	UAV	O_7	25 858
S_2	UAV	$O_8 \rightarrow O_2$	28 085
S_3	UAV	$O_{14} \rightarrow O_{13}$	36 691
S_4	UAV	O_3	38 845
S_5	UGV	$O_6 \rightarrow O_{12}$	56 622
S_6	UGV	$O_4 \rightarrow O_5 \rightarrow O_9$	63 318
S_7	UGV	$O_1 \rightarrow O_{11} \rightarrow O_{10}$	62 493

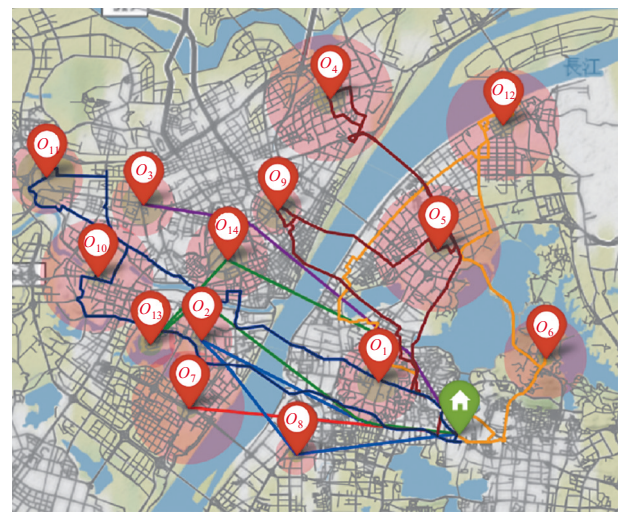


图14 任务分配示意图
Fig. 14 Task assignment diagram

任务分配结果如表 5 所示。可以看出, IMSO 在 3 种不同的任务载荷设置下最优值、平均值、最差值和标准差均优于其他 2 种算法, 证明 IMSO 具有更好的寻优能力和稳定性。

表 5 3 种算法在 3 种设置下的性能比较
Table 5 Performance comparison of 3 algorithms under 3 settings

参数	$N_u=3, N_G=3, N_o=9$			$N_u=4, N_G=3, N_o=14$			$N_u=5, N_G=4, N_o=14$		
	IMSO	SO	PSO	IMSO	SO	PSO	IMSO	SO	PSO
最优值	314.13	314.13	314.13	429.22	411.87	393.51	440.99	422.95	412.74
平均值	314.04	313.68	304.17	416.15	381.81	354.07	430.94	391.70	368.67
最差值	313.71	311.90	279.37	400.22	352.83	312.74	418.89	349.29	286.13
标准差	0.140 6	0.661 2	14.655 1	9.906 3	19.826 4	28.352 8	5.929 6	21.478 2	38.464 7

图15为3种算法在3种不同的任务载荷设置下独立运行10次的平均适应度曲线。从图15可以看出, PSO在迭代中容易陷入局部最优, 平均适应度低于其他2种算法。在勘探阶段($t < 25$), IMSO因对蛇的位置更新策略改进, 收敛速度明显优于SO, 证明了此策略的有效性; 在战斗模式或交配模式($t > 50$), SO因蛇群的多样性降低, 无法

跳出局部最优, 而IMSO在此模式下多次跳出局部最优, 算法的稳定性、最终适应度值均好于SO。SO在目标数量和无人平台数量较少的情况下, 与IMSO的寻优结果差距较小, 但随着目标数量和无人平台数量的增加, 与IMSO的性能差距逐渐变大, 证明IMSO在求解规模较大的任务分配问题时更具有优越性。

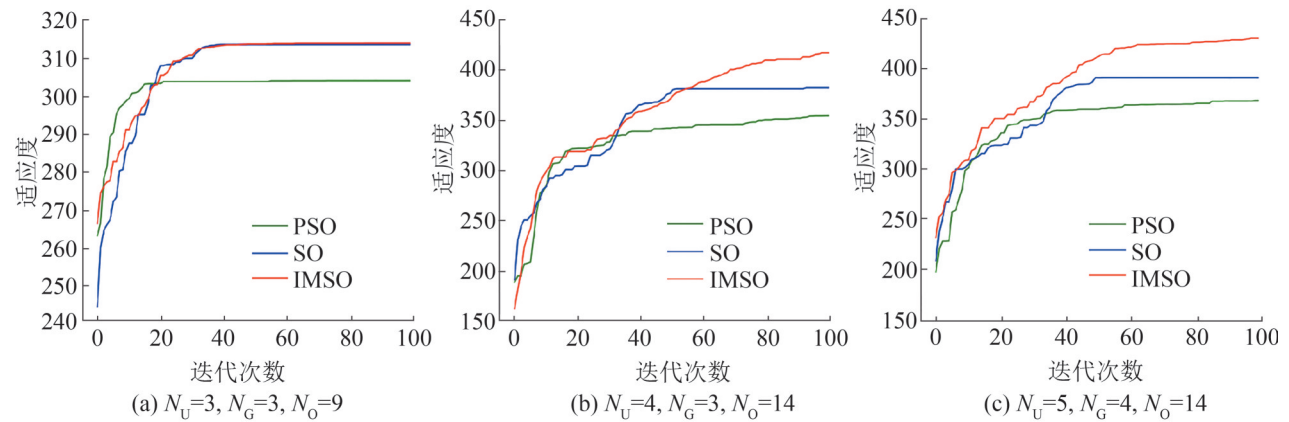


图15 3种设置下3种算法适应度曲线

Fig. 15 Fitness curve of 3 algorithms under 3 settings

4 结论

本文以城市作战为背景, 对空地异构无人系统侦察任务规划问题进行了研究。首先, 以无人系统完成任务时间、路径代价、侦察收益为评价指标, 同时考虑无人平台续航能力等约束条件, 构建了合理的空地异构无人系统任务规划模型; 其次, 提出基于IMSO的空地异构无人系统侦察任务分配求解算法, 以及改进A*算法的无人机和无人车路径搜索策略。最后, 使用Python语言对无人平台任务规划进行仿真实验, 验证了模型的可行性和算法的优越性。本文研究成果可有效实现空地异构无人系统任务规划目标, 为城市无人作战任务规划提供重要技术支撑。

参考文献:

- [1] 谭威, 胡永江, 李文广, 等. 多无人机协同任务规划研究综述[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(9): 189-192.
Tan Wei, Hu Yongjiang, Li Wenguang, et al. A Survey of

Multi-UAV Cooperative Mission Planning[J]. Microcomputer Applications, 2021, 37(9): 189-192.

- [2] 武文亮, 周兴社, 沈博, 等. 集群机器人系统特性评价研究综述[J]. 自动化学报, 2022, 48(5): 1153-1172.
Wu Wenliang, Zhou Xingshe, Shen Bo, et al. A Review of Swarm Robotic Systems Property Evaluation Research[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(5): 1153-1172.
- [3] 马悦, 吴琳, 郭圣明. 作战任务分配建模及求解方法研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(4): 887-898.
Ma Yue, Wu Lin, Guo Shengming. Research on Modeling and Solution Method of Operational Tasks Assignment[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(4): 887-898.
- [4] 赵越. 多无人机协同任务分配和航路规划技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
Zhao Yue. Research on Multi-UAV Cooperative Task Allocation and Route Planning Technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [5] Deng Qibo, Yu Jianqiao, Wang Ningfei. Cooperative Task Assignment of Multiple Heterogeneous Unmanned Aerial Vehicles Using a Modified Genetic Algorithm

- with Multi-type Genes[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(5): 1238-1250.
- [6] 马硕, 马亚平. 异构无人系统群协同作战任务规划方法[J]. 指挥控制与仿真, 2019, 41(2): 24-30.
Ma Shuo, Ma Yaping. Heterogeneous Cooperative Unmanned System Mission Planning Method[J]. Command Control & Simulation, 2019, 41(2): 24-30.
- [7] Ye Fang, Chen Jie, Tian Yuan, et al. Cooperative Multiple Task Assignment of Heterogeneous UAVs Using a Modified Genetic Algorithm with Multi-type-gene Chromosome Encoding Strategy[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(2): 615-627.
- [8] 范博洋, 赵高鹏, 薄煜明, 等. 多目标空地异构无人系统协同任务分配方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(6): 1564-1575.
Fan Boyang, Zhao Gaopeng, Bo Yuming, et al. Collaborative Task Allocation Method for Multi-target Air-ground Heterogeneous Unmanned System[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(6): 1564-1575.
- [9] Wang Jianfeng, Jia Gaowei, Lin Juncan, et al. Cooperative Task Allocation for Heterogeneous multi-UAV Using Multi-objective Optimization Algorithm[J]. Journal of Central South University, 2020, 27(2): 432-448.
- [10] Tan Guoge, Zhuang Jiayuan, Zou Jin, et al. Multi-type Task Allocation for Multiple Heterogeneous Unmanned Surface Vehicles (USVs) Based on the Self-organizing Map[J]. Applied Ocean Research, 2022, 126: 103262.
- [11] Chen Lizhi, Liu Weili, Zhong Jinghui. An Efficient Multi-objective Ant Colony Optimization for Task Allocation of Heterogeneous Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101545.
- [12] Wouter Kool, Herke van Hoof, Max Welling. Attention, Learn to Solve Routing Problems! [EB/OL]. (2019-02-07) [2022-04-04]. <https://arxiv.org/abs/1803.08475>.
- [13] 周灵叶. 基于任务的无人机协同路径规划方法设计与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.
Zhou Lingye. Design and Implementation of Task-based UAV Cooperative Path Planning Method[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [14] 朱云虹, 袁一. 基于改进A*算法的最优路径搜索[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(4): 55-59.
Zhu Yunhong, Yuan Yi. Optimal Path Search Based on Improved A* Algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4): 55-59.
- [15] Fatma A Hashim, Abdelazim G Hussien. Snake Optimizer: A Novel Meta-heuristic Optimization Algorithm[J]. Knowledge-based Systems, 2022, 242: 108320.