



## 面向感知任务的无人机数量编配与频谱资源联合规划方法

廖乃稳, 钱鹏智, 陈勇, 张余

### A joint planning method for the number of UAVs and spectrum resource in perceptual missions

LIAO Naiwen, QIAN Pengzhi, CHEN Yong, and ZHANG Yu

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12265/j.cjors.2022212>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 飞鸟与旋翼无人机雷达微多普勒测量实验研究

Experimental research on radar micro-Doppler of flying bird and rotor UAV

电波科学学报. 2021, 36(5): 704-714

#### 混合信号情况下信源数与DOA联合估计算法

Joint sources number detection and DOA estimation under the coexistence of uncorrelated and coherent signals

电波科学学报. 2018, 33(6): 655-663

#### 基于多层感知器的外辐射源雷达多帧联合检测

Multi-frame joint detection for passive radar based on multi-layer perceptron

电波科学学报. 2021, 36(2): 216-224

#### 基于块稀疏恢复的高频雷达空间角谱和极化谱联合估计方法

Joint estimation of spatial angular spectrum and polarization spectrum of high frequency radar based on block sparse recovery

电波科学学报. 2019, 34(6): 741-750

#### 一种面向宽带频谱的信噪分离方法

A signal-to-noise separation method for broadband spectrum

电波科学学报. 2021, 36(2): 201-207

#### 时频联合分析在闪电定位中的应用

Application of time-frequency joint analysis in lightning location

电波科学学报. 2019, 34(4): 422-428



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

廖乃稳, 钱鹏智, 陈勇, 等. 面向感知任务的无人机数量编配与频谱资源联合规划方法[J]. 电波科学学报, 2023, 38(5): 764-772. DOI: 10.12265/j.cjors.2022212

LIAO N W, QIAN P Z, CHEN Y, et al. A joint planning method for the number of UAVs and spectrum resource in perceptual missions[J]. Chinese journal of radio science, 2023, 38(5): 764-772. (in Chinese). DOI: 10.12265/j.cjors.2022212

# 面向感知任务的无人机数量编配与频谱资源 联合规划方法

廖乃稳<sup>1</sup> 钱鹏智<sup>1</sup> 陈勇<sup>1,2</sup> 张余<sup>1\*</sup>

(1. 国防科技大学第六十三研究所, 南京 210007; 2. 陆军工程大学通信工程学院, 南京 210007)

**摘要** 为了减少执行协同感知任务的无人机数量和消除通信干扰问题, 考虑到无人机电池容量的限制, 提出了一种无人机数量编配、目标关联和频谱资源分配的联合规划方法. 该方法利用无人机数量、目标感知顺序和频谱资源的耦合关系, 将其联合规划问题转化为能耗优化问题, 并设计了遗传禁忌混合算法求解此混合整数非线性规划问题. 该算法结合了遗传算法的大范围探索能力和禁忌搜索算法的精细搜索优势, 具有更高的全局寻优能力. 仿真结果表明, 与其他启发式算法相比, 所提算法完成相同感知任务需要的无人机最少, 能耗也最少, 具有更好的鲁棒性.

**关键词** 无人机数量编配; 任务分配; 频谱规划; 能耗优化; 启发式算法

中图分类号 TN925

文献标志码 A

文章编号 1005-0388(2023)05-0764-09

DOI 10.12265/j.cjors.2022212

## A joint planning method for the number of UAVs and spectrum resource in perceptual missions

LIAO Naiwen<sup>1</sup> QIAN Pengzhi<sup>1</sup> CHEN Yong<sup>1,2</sup> ZHANG Yu<sup>1\*</sup>

(1. The 63rd Research Institute, National University of Defense Technology, Nanjing 210007, China; 2. College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)

**Abstract** To reduce the number of unmanned aerial vehicles (UAVs) performing cooperative perception missions and eliminate the communication interference problem, a joint planning method for UAV number programming, target association and spectrum resource allocation is proposed, taking into account the limitation of UAV battery capacity. The method utilizes the coupling relationship between the number of UAVs, target perception order and spectrum resource to transform their joint planning problem into an energy consumption optimization problem, and a genetic forbidden hybrid algorithm is designed to solve this mixed integer nonlinear planning problem. The proposed algorithm combines the large exploration ability of the genetic algorithm and the local search advantage of the tabu search algorithm, with a higher global optimization ability. Numerical results show that the proposed algorithm requires the smallest number of UAVs to accomplish the same perception mission and the least energy consumption with better robustness compared to the other heuristics.

**Keywords** number of UAVs in demand; mission assignment; spectrum planning; energy optimization; heuristic algorithm

## 0 引 言

无人机具有机动性强、部署快速和携带载荷灵

活等特点<sup>[1-2]</sup>, 广泛应用于环境勘察、灾情搜救和中继通信<sup>[3-5]</sup>等任务. 随着任务量和任务类型的增多, 单架无人机已经难以胜任, 需要多无人机相互协作

以满足任务需求<sup>[6]</sup>.多无人机系统相比单无人机,有更好的任务适应性和应用潜力<sup>[7]</sup>,更适合执行复杂任务.尽管多无人机系统有很大的优势,但也面临着频谱资源使用冲突等问题.多无人机系统需要确定合理的数量编配并形成高效的协同关系.不合理的数量编配会增加无人机的资源浪费和频谱冲突概率;不合理的频谱分配可能会延长任务的时间,进而增加无人机的能耗.无人机的数量编配、目标感知顺序和频谱资源分配相互耦合,共同决定最优的感知任务规划方案.

编配多架无人机的协同感知会涉及任务分配问题,这是近几年一个活跃的研究领域,已有大量的研究成果可供借鉴.一些研究工作从能耗的角度研究无人机的任务分配.文献[8]研究了无人机群的多任务协作问题,考虑了任务类型的重叠和互补关系,将无人机的任务分配问题建模为联盟形成博弈问题,提出了一种异构多无人机的节能任务协作方案,最小化联盟能量消耗.文献[9]研究了自组织网络中的分层无人机任务调度问题,其中一些无人机执行区域覆盖任务,另一些无人机提供边缘计算服务,通过块坐标下降法和连续凸逼近技术,最小化无人机的整体能耗.文献[10]研究了有人机与无人机联合执行任务的编队方法,引入了无人机对受限资源和非受限资源的需求,提出了一种多目标优化算法减少资源冗余.文献[11]研究了多无人机的任务分配和路径规划问题,在路径规划中利用遗传算法获得无人机与任务相互之间的偏好列表,并用匹配算法解决了多无人机的任务分配问题.文献[12]以提高能源效率为目标,研究了多无人机接力辅助通信的优化策略,基于粒子群算法提出了无人机的部署与循环充能算法.

多无人机系统中的网络优化是影响性能发挥的关键,现有研究也对频谱资源的优化做了大量工作.为避免无人机集群的通信自干扰,文献[13-15]研究了任务驱动的无人机通信网络频谱资源分配问题,将任务与频谱分配的耦合关系建模为博弈模型,提出了联盟形成博弈算法,联合优化任务选择与频谱资源分配.文献[16]针对传统联盟形成中无人机只能加入一个联盟而导致效益不高的问题,提出了一种重叠联盟形成博弈算法,通过重叠联盟成员的部分合作优化任务资源的分配.

无人机任务规划的现有研究主要集中在给定无人机数量时优化任务的能耗和提高频谱资源效益上,而忽略了完成任务需要的无人机数量编配及多无人机共存带来的频谱使用冲突问题.在实际规划中,往往需要根据任务计算无人机的数量编配需求,

并为每架无人机规划合理的任务量和频谱资源保障.频谱共享能够有效提高多无人机系统的频谱效率和网络性能,但同时也对频谱冲突消解技术提出了更高的要求.本文在多无人机共享频谱资源条件下,研究协同感知任务的无人机数量编配需求、感知顺序和频谱使用的联合优化问题.主要工作总结如下:

1)提出了一种无人机数量编配需求、目标关联和频谱分配的联合规划方法,其中无人机协同感知多个分布的目标并将感知信息回传至决策中心.该方法可以根据无人机电池容量和任务量自行调整参与感知的无人机数量,并为每架无人机规划目标感知顺序和频谱使用时间,在消除信息传输干扰的同时,有效减少了完成任务所需的能耗.

2)提出了一种改进的遗传禁忌混合算法,有效增强了全局寻优能力.所提算法结合遗传算法的大范围探索能力与禁忌搜索算法的局部搜索优势,既可以在解空间内大范围探索,又能够进行小范围精细搜索,不断突破历史局部最优解,进一步降低完成协同感知任务的能耗.同时所提算法受初始值的随机影响较小,具有更好的鲁棒性.

## 1 系统模型和问题建模

图1所示为考虑运用无人机执行感知任务的场景,无人机从决策中心出发逐个飞至目标上空悬停进行信息感知,并将收集的感知数据回传到决策中心进行处理.无人机的电池容量一般较小,无法支撑长时间工作的能量消耗,当目标比较多时,一架无人机可能无法完成所有目标的感知任务,需要多架无人机协同感知.假设有 $M$ 架无人机前往 $K$ 个分布在地面的固定目标执行协同感知任务,无人机和目标的集合分别表示为 $M_0 = \{1, \dots, M\}$ 和 $K_0 = \{1, \dots, K\}$ .

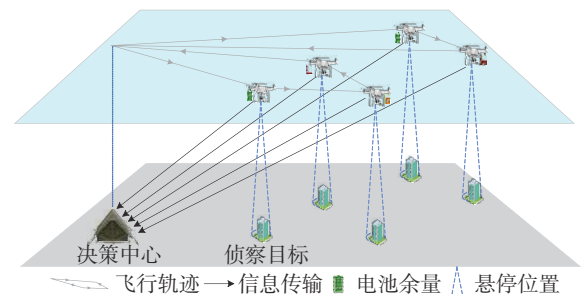


图1 系统模型

Fig. 1 System model

地面感知目标的水平坐标用 $\mathbf{q}_k \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$ 表示,并且是已知的.目标 $k$ 与决策中心的距离可表示为

$$d_{k,c} = \|\mathbf{q}_k - \mathbf{q}_c\| \quad (1)$$

式中: $\mathbf{q}_c$ 表示决策中心的水平坐标; $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离.我们假设使用小型旋翼无人机执行任务,其可以悬

停在空中以获得稳定的通信传输质量. 无人机的能量消耗分为运动能耗和通信能耗两部分, 一般来说, 通信能耗比运动能耗低几个数量级<sup>[17]</sup>, 经常被忽略不计, 因此主要考虑无人机的运动能耗<sup>[18]</sup>. 当无人机以速度 $v$ 匀速运动时, 其功率消耗可表示为<sup>[19]</sup>

$$P(v) = P_0 \left( 1 + \frac{3v^2}{U_{up}^2} \right) + P_i \left( \sqrt{1 + \frac{v^4}{4v_0^4} - \frac{v^2}{2v_0^2}} \right)^{1/2} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A v^3 \quad (2)$$

式中:  $P_0$ 和 $P_i$ 分别表示悬停状态下的叶片轮廓功率和感应功率;  $U_{up}$ 和 $v_0$ 分别表示悬停状态下的旋翼尖端速度和旋翼平均速度;  $d_0$ 和 $s$ 分别表示机身阻力比和旋翼实心度;  $\rho$ 和 $A$ 分别表示空气密度和旋翼圆盘面积. 当目标间距离较远时, 无人机的加速和减速时间相比目标间机动的的时间很短, 可以忽略无人机的加速减速过程<sup>[20]</sup>, 无人机在目标间机动时采用匀速飞行, 执行感知任务时悬停. 无人机在不同飞行速度下的能耗并不相同, 由式(2)可以验证, 无人机的飞行功率消耗随速度的递增先减小后增大<sup>[19]</sup>, 存在最大续航时间速度 $V_{mc}$ 和最大续航里程速度 $V_{mr}$ . 在相同的能量消耗下,  $V_{mc}$ 是无人机续航时间最长的飞行速度,  $V_{mr}$ 是无人机巡航距离最远的飞行速度. 为节省能量开支, 我们假设无人机在目标之间飞行时使用速度 $V_{mr}$ , 因此无人机完成目标 $k$ 的感知任务后飞到下一个目标 $k'$ 所需的最小飞行能耗为

$$E_{k,k'}^f = P(V_{mr}) T_{k,k'}^f \quad (3)$$

$$T_{k,k'}^f = \frac{d_{k,k'}}{V_{mr}} \quad (4)$$

式中:  $T_{k,k'}^f$ 表示无人机从目标 $k$ 飞至 $k'$ 的时间;  $d_{k,k'}$ 表示目标 $k$ 和 $k'$ 之间的距离, 由式(1)计算得到.

无人机采用光学成像或者边感知信息边回传等方式, 信息感知时间忽略不计, 悬停时间以无人机的信息回传时间计算. 得益于无人机的升空增益, 空对地的信道功率增益主要由视距链路决定, 可以基于自由空间路径损耗模型表示为<sup>[21]</sup>

$$h_k = \beta_0 d_{k,c}^{-2} \quad (5)$$

式中,  $\beta_0$ 表示参考距离为1m的信道功率增益. 无人机在目标间机动时不占用频谱资源, 只有悬停在目标上空回传感知信息时才需要频谱资源的保障, 多架无人机共享同一段频谱资源, 会造成频谱冲突, 合理的频谱规划至关重要. 当两架无人机同时需要使用频谱资源时, 图2给出了不同频谱资源分配比例时的无人机总能耗. 由图2可知独占式的频谱分配是最节能的方式, 即将频谱资源全部分配给占用时间最短的无人机 $m_1$ 使用, 其余无人机以最小能耗速度 $V_{mc}$ 盘旋等待. 无人机 $m_1$ 完成信息回传后, 再将频谱

资源全部分配给剩余的占用时间最短的无人机使用, 以此类推, 直至所有无人机完成信息回传.

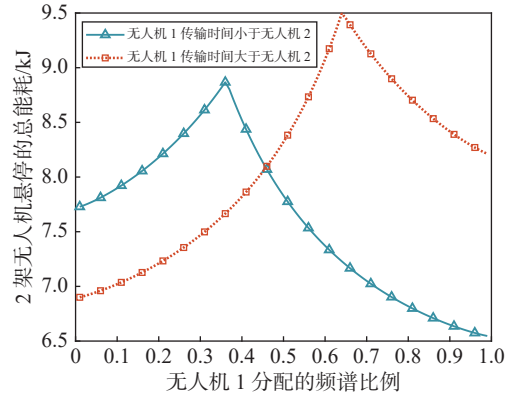


图2 不同频谱分配比例的无人机总能耗

Fig. 2 Total energy consumption of UAVs with different spectrum allocation ratios

但这种频谱共享方式也可能导致正在传输的信息中断, 并不适合语音、视频等需要连续传输的任务. 为此, 我们以同一目标的信息回传不间断为基础, 设计了能耗最小的无人机频谱使用时间分配方法. 图3展示了两架无人机频谱使用时间存在冲突的情况之一及能耗最小的频谱调整方法. 在调整之前, 两架无人机频谱使用时间存在重叠, 会在 $t_2$ 时间内相互干扰. 无人机1先传输时, 无人机2的等待时间为 $t_2$ , 反之则无人机1的等待时间为 $t_1$ . 由于 $t_2 < t_1$ , 因此由无人机1先占用频谱进行信息回传无人机2以速度 $V_{mc}$ 盘旋, 等到无人机1传输完信息后无人机2再使用频谱的方式是能耗最小的方法. 频谱冲突其余情况的调整方法类似.

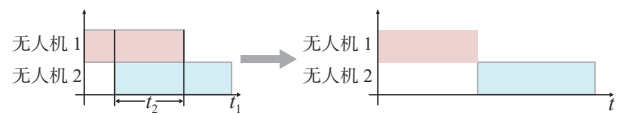


图3 能耗最小的频谱时间调整示例

Fig. 3 Example of spectrum time adjustment with minimum energy consumption

可用频谱资源的带宽为 $W$ 、目标 $k$ 感知的信息量为 $C_k$ 时, 无人机 $m$ 的悬停时间为

$$T_k^h = \frac{C_k}{W \log_2 \left( 1 + \frac{p_m h_k}{W \sigma^2} \right)} \quad (6)$$

式中:  $p_m$ 表示无人机 $m$ 的发射功率;  $\sigma^2$ 表示环境噪声功率谱密度. 无人机在目标 $k$ 的悬停能耗为

$$E_k^h = P(0) T_k^h \quad (7)$$

式中,  $P(0)$ 表示无人机速度为0时飞行功率消耗, 即悬停时的功率消耗.

假设无人机 $m$ 以顺序 $\pi_m = (\pi_m(0), \dots, \pi_m(K_m + 1))$

完成目标集合中所有目标的感知任务,  $K_m$  表示无人机  $m$  分配的目标数. 为方便书写形式,  $\pi_m(0)$  和  $\pi_m(K_m + 1)$  ( $\forall m \in M_0$ ) 都表示无人机决策中心. 由于共享频谱资源, 当存在频谱冲突时根据频谱使用时间分配方法会产生等待时间, 假设无人机  $m$  总的等待时间为  $T_m^w$ , 因等待频谱而产生的能耗为

$$E_m^w = P(V_{me})T_m^w \quad (8)$$

因此无人机  $m$  的总能耗为

$$E_m = \sum_{k=0}^{K_m} (E_{\pi_m(k), \pi_m(k+1)}^f + E_{\pi_m(k)}^h) + E_m^w \quad (9)$$

无人机执行任务的总能耗必须小于电池容量  $E_m^{\text{lim}}$ , 即

$$E_m \leq E_m^{\text{lim}} \quad (10)$$

一个目标只需要一架无人机进行感知, 目标  $k$  与无人机  $m$  的关联关系表示为

$$\omega_{m,k} = \begin{cases} 1, & \text{目标 } k \text{ 分配给无人机 } m \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

无人机  $m$  按照感知顺序  $\pi_m$ , 在第  $k_m$  ( $1 \leq k_m \leq K_m$ ) 个目标上空悬停的时间为

$$T_{m,k_m}^h = \left[ \sum_{k=0}^{k_m-1} (T_{\pi_m(k), \pi_m(k+1)}^f + T_{\pi_m(k)}^h), \sum_{k=0}^{k_m-1} (T_{\pi_m(k), \pi_m(k+1)}^f + T_{\pi_m(k)}^h) + T_{\pi_m(k_m)}^h \right] \quad (12)$$

由于无人机的频谱资源采用独占的方式使用, 不同无人机的频谱使用时间不能有重叠, 否则将会在决策中心的接收机处产生干扰. 无人机的悬停时间不能有重叠, 即

$$T_{m_1, k_1}^h \cup T_{m_2, k_2}^h = \emptyset, \forall m_1, m_2 \in M_0, \forall k_1 \in \pi_{m_1}, \forall k_2 \in \pi_{m_2} \quad (13)$$

本文的优化目标是在给定频谱资源条件下, 利用最少的无人机完成信息感知任务, 并为每架无人机规划目标感知顺序和频谱使用时间. 多无人机协同完成信息感知任务, 本质上是一个带约束的多旅行商问题 (multiple traveling salesmen problem, MTSP), 所有无人机都从决策中心出发, 每个目标只需一架无人机进行感知. 图 4 展示了一种多无人机协同感知规划方案, 其中, 无人机 1 完成目标  $\pi_1(K_1)$  后回到决策中心, 目标  $\pi_2(1)$  分配给无人机 2. 无人机的总路程为

$$s = s_- + s_{\pi_1(K_1), \pi_1(K_1+1)} + s_{\pi_2(0), \pi_2(1)} \quad (14)$$

式中:  $s_{\pi_1(K_1), \pi_1(K_1+1)}$  和  $s_{\pi_2(0), \pi_2(1)}$  分别表示目标  $\pi_1(K_1)$  至决策中心和决策中心至目标  $\pi_2(1)$  的距离;  $s_-$  表示除  $s_{\pi_1(K_1), \pi_1(K_1+1)}$  和  $s_{\pi_2(0), \pi_2(1)}$  之外的其他路程. 若将无人机 2 的

目标都分配给无人机 1, 则无人机的总路程为

$$s' = s_- + s_{\pi_1(K_1), \pi_2(1)} \quad (15)$$

式中,  $s_{\pi_1(K_1), \pi_2(1)}$  表示目标  $\pi_1(K_1)$  至目标  $\pi_2(1)$  的距离. 由于  $\pi_1(K_1 + 1)$  和  $\pi_2(0)$  都表示决策中心, 因此有

$$s_{\pi_1(K_1), \pi_1(K_1+1)} + s_{\pi_2(0), \pi_2(1)} \geq s_{\pi_1(K_1), \pi_2(1)} \quad (16)$$

即  $s \geq s'$ . 因此, 参与感知的无人机数量越少, 则总路程越短, 能耗也越少.

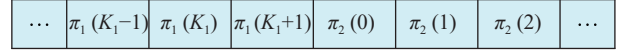


图 4 多无人机协同感知方案示例

Fig. 4 Example of a multi-UAV cooperative perception solution

但是单架无人机无法完成大规模的感知任务, 需要多架无人机协同配合. 合理的无人机感知顺序和频谱使用时间, 能够提高任务效率, 减少无人机的频谱等待时间, 进而降低无人机的能耗. 因此优化目标实质上可以转化为在给定频谱资源条件下, 优化无人机的数量、每架无人机的感知顺序和频谱使用时间, 使多无人机系统的总能耗最小. 优化问题的数学模型表示为

$$\begin{aligned} \min_{M, \pi, T^h} & \sum_{m=1}^M E_m \\ \text{s.t. } & C_1: E_m \leq E_m^{\text{lim}} \\ & C_2: \sum_{m=1}^M \omega_{m,k} = 1 \\ & C_3: \sum_{k=1}^K \omega_{m,k} \leq K \\ & C_4: T_{m_1, k_1}^h \cup T_{m_2, k_2}^h = \emptyset \end{aligned} \quad (17)$$

式中:  $\pi = \{\pi_1, \dots, \pi_M\}$  表示不同无人机的感知顺序集合;  $T^h = \{T_1^h, \dots, T_M^h\}$  表示不同无人机的频谱使用时间集合,  $T_m^h = \{T_{m,1}^h, \dots, T_{m,K_m}^h\}$ ;  $C_1$  表示无人机任务量的能量需求必须在电池容量范围之内;  $C_2$  和  $C_3$  表示每个目标都必须有一架无人机进行感知, 允许所有任务都由一架无人机完成;  $C_4$  表示无人机的频谱使用时间不能重叠, 否则会相互干扰, 影响信息的正常接收. 这是一个混合整数非线性规划 (mixed-integer nonlinear programming, MINLP) 难题, 待优化变量相互耦合, 难以用现有优化方法求解, 最优方案的求解具有挑战性.

## 2 算法设计

### 2.1 算法流程

遗传算法<sup>[22]</sup>具有很强的全局探索能力, 能在解空间中的大部分区域进行广泛搜索. 禁忌搜索<sup>[23]</sup>具有较强的局部搜索能力, 能与遗传算法形成互补关

系. 本文设计改进的遗传禁忌搜索混合算法, 首先利用遗传算法的交叉、变异操作产生解空间内差异较大的个体, 确保种群多样性; 然后再利用禁忌搜索算法的局部搜索能力, 使个体不断突破已经达到的局部最优解. 遗传算法的分布式搜索和禁忌算法的集中式搜索相互作用, 最终收敛到近似最优解. 算法的流程如图5所示.

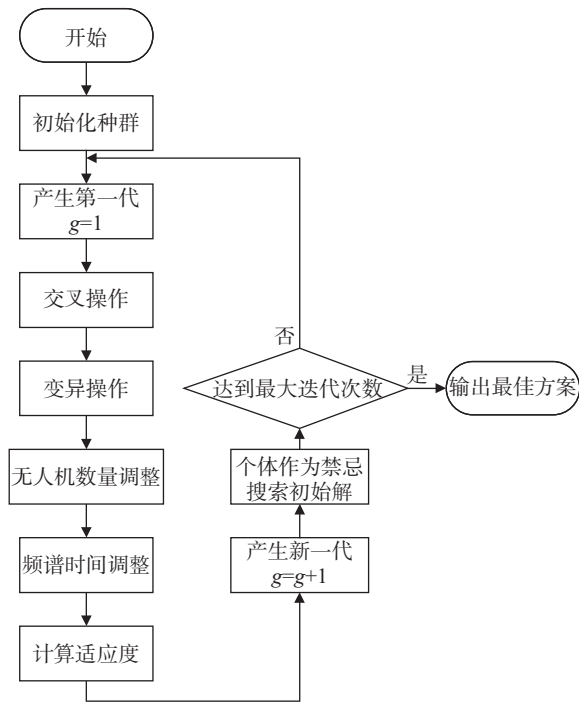


图5 算法流程  
Fig. 5 Algorithm process

种群经过交叉和变异后, 产生新的无人机感知方案, 但因为交叉变异的随机性, 可能产生超出解空间的个体. 为解决这个问题, 所提算法增加了无人机数量调整和频谱时间调整两个模块, 以确保新解的正确性. 在进化的后期, 为突破已有的局部最优解, 利用禁忌搜索算法增加获得全局最优解的概率.

算法采用两条染色体表示无人机的感知方案, 其中一条长度为  $K$  的染色体表示各目标的感知顺序, 另一条长度为  $M$  的染色体表示各无人机的感知目标数量. 图6展示了3架无人机感知10个目标的两条染色体方案例子, 其中无人机1按4、2和5的顺序感知3个目标, 其余无人机分配的任务类似.

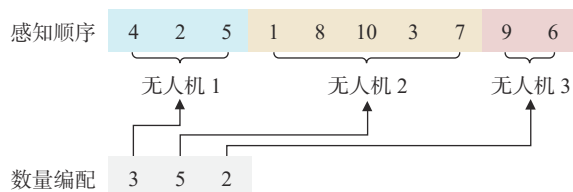


图6 两条染色体感知方案  
Fig. 6 Two chromosomes solution

## 2.2 交叉操作

交叉是结合两个父代信息产生子代的方法, 它可以结合父代不同的优秀基因而产生更优秀的子代个体. 但由于目标编号的唯一性和感知顺序的有向性, 传统的交叉方法容易产生目标的遗漏和重复, 为了解决这个问题, 本文对交叉算子进行了调整, 在传承不同父代特征的同时, 也保证了子代的正确性. 具体的交叉方法如图7所示, 两条父代染色体经过传统交叉算子后, 产生的子代  $c_1$  中目标1和2重复出现, 且目标3和7被遗漏, 在去除重复的目标后, 按原先的顺序补齐遗漏的目标, 以产生正确的子代.

|          | 交叉位置 |   |   |   |   |    |   |    |   |    |
|----------|------|---|---|---|---|----|---|----|---|----|
| 父代 $p_1$ | 4    | 2 | 5 | 1 | 8 | 10 | 3 | 7  | 9 | 6  |
| 父代 $p_2$ | 5    | 7 | 4 | 3 | 1 | 9  | 2 | 6  | 8 | 10 |
| 子代 $c_1$ | 4    | 2 | 5 | 1 | 9 | 6  | 8 | 10 | 3 | 7  |
| 子代 $c_2$ | 5    | 7 | 4 | 3 | 8 | 10 | 9 | 6  | 1 | 2  |

图7 交叉算子

Fig. 7 Crossover operator

## 2.3 变异操作

变异是为防止较好的个体占领整个种群而过早地收敛于局部最优解, 它增加了算法的全局搜索能力. 本文关注协同感知任务的无人机数量编配, 需要分别考虑对无人机数量、每架无人机任务量和感知顺序的变异.

为探索最少无人机数量的感知方案, 在无人机数量的变异中, 任务量最少的两架无人机合并, 生成减少一架无人机执行任务的方案. 在无人机任务量的变异中, 随机选取两架无人机, 将其中一架无人机一个目标分配给另外一架. 在感知顺序的变异中, 随机选取两个目标, 将其顺序进行互换. 经过变异后, 可能产生更好的新方案, 能在遗传算法的选择操作中以更大的概率保留至下一代.

## 2.4 无人机数量调整

为满足无人机能耗和频谱的要求, 需要对交叉变异产生的新方案进行可行性处理, 其中频谱使用时间调整已在系统模型和问题建模中进行了具体叙述, 下面描述无人机数量调整方案.

对能耗不满足约束的方案, 采用增加无人机分担部分任务的方式, 直至所有无人机都满足约束. 具体操作如图8所示, 假设无人机2所需的能耗超出  $E_m^{\text{lim}}$ , 增加1架无人机分担部分任务, 直到所有无人机的能耗都不超过  $E_m^{\text{lim}}$ .

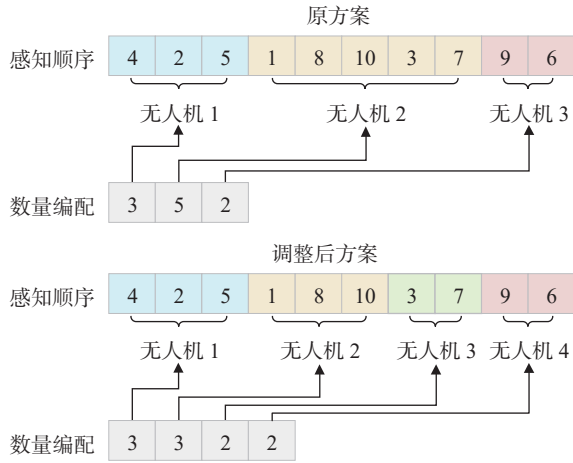


图 8 无人机数量调整

Fig. 8 Adjustment of the number of UAVs

### 2.5 禁忌搜索

随着遗传算法进化代数的增加, 种群中不同个体的差异也逐步减小, 导致遗传算法进化速度变缓. 本文引入禁忌搜索算法, 当遗传算法的进化代数达到最大代数的一定比例后, 以种群的部分个体作为初始解, 利用禁忌搜索算法进行局部搜索, 寻求更优的感知方案. 禁忌搜索算法的具体流程如图 9 所示. 本文采用 2-opt 的邻域搜索算子<sup>[24]</sup>, 以个体为初始解, 随机选择两个目标并交换他们的顺序, 以搜寻更优的感知顺序.

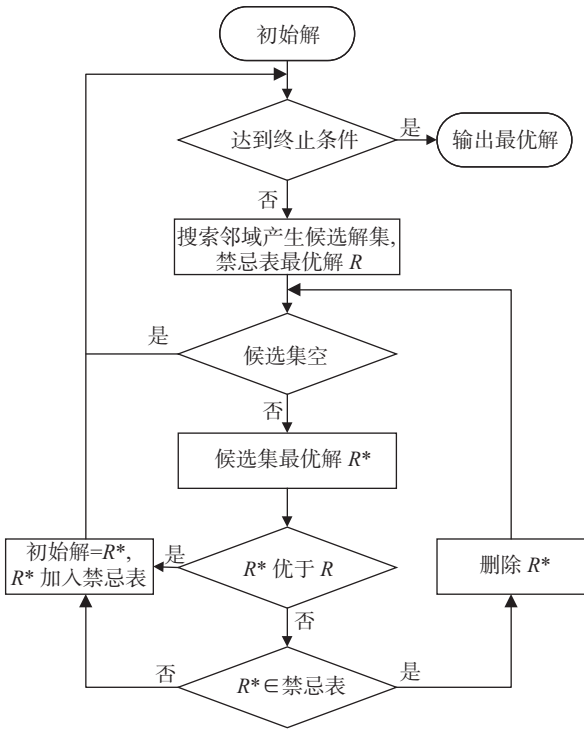


图 9 禁忌搜索流程

Fig. 9 Tabu search process

## 3 仿真与分析

为验证所提改进的遗传禁忌混合算法的效率和

有效性, 将其与遗传算法、禁忌搜索算法、模拟退火算法和粒子群算法等启发式算法进行对比. 仿真还展示了不同任务参数下的算法性能. 为使仿真参数设置更为合理, 参考文献 [16, 19, 25], 关键参数设置如表 1 所示.

表 1 仿真参数设置

Tab. 1 Simulation parameter setting

| 参数          | 描述          | 取值                      |
|-------------|-------------|-------------------------|
| $K$         | 任务量数        | 4~20                    |
| $C_k$       | 任务的数据量      | 150~300 Mbit            |
| $P_m$       | 无人机发射功率     | 1 W                     |
| $\sigma^2$  | 环境噪声功率谱密度   | -169 dBm/Hz             |
| $W$         | 频谱资源        | 1 MHz                   |
| $P_0$       | 叶片轮廓功率      | 79.86                   |
| $U_{tip}$   | 旋翼尖端速度      | 120 m/s                 |
| $P_i$       | 叶片感应功率      | 88.63                   |
| $v_0$       | 平均旋翼速度      | 4.03 m/s                |
| $d_0$       | 机身阻力比       | 0.6                     |
| $\rho$      | 空气密度        | 1.225 kg/m <sup>3</sup> |
| $s$         | 旋翼实心度       | 0.05                    |
| $A$         | 旋翼圆盘面积      | 0.503 m <sup>2</sup>    |
| $H$         | 无人机飞行高度     | 100 m                   |
| $E_m^{lim}$ | 无人机的电池容量    | 80 kJ                   |
| $\beta_0$   | 1 m距离信道功率增益 | -60 dB                  |

图 10 和图 11 展示了任务数为 10 和 14 时的无人机数量规划与频谱使用时间划分结果. 由两图可知, 算法会根据任务规模的变化, 派遣不同数量的无人机, 并为每架无人机规划合理的感知顺序和频谱使用时间, 消除通信干扰. 此外, 算法并不只是以最小飞行距离为目标, 而是综合考虑无人机的电池容量、目标距离和感知顺序所产生的频谱等待时间的能量消耗, 合理安排每架无人机的任务量与目标感知顺序, 并规划相应的频谱使用时间. 当有 10 个目标时, 需要有 3 架无人机, 总消耗能量 237.93 kJ. 随着任务量增加到 14 个, 需要的能量为 288.01 kJ, 超过了 3 架无人机的电池容量, 算法将无人机的数量增加到 4 架. 图 11 展示了优化后的无人机频谱使用时间, 在“频谱时间调整”步骤, 算法以最小能耗消耗为准则调整各无人机的频谱使用时间, 消除信息传输的干扰.

图 12 展示了五种算法分别在任务量为 10 和 14 两种场景下的对比结果. 由于迭代次数相差较大, 图 12 采用了上下双横坐标表示不同算法的迭代次数. 其中上横坐标表示模拟退火算法的进化代数, 下横坐标表示其他算法的进化代数. 为消除随机性, 每种算法均运行 100 次取其平均值作为比较结果. 禁忌搜索算法全局搜索能力较差, 模拟退火算法受初

值影响较大,容易陷入局部最优解,经过同样的进化代数,所得方案的无人机能耗明显高于其他算法.粒子群算法虽然在一定程度上克服了初值依赖性问题,但在进化的后期,其向自身历史最优和惯性方向的趋势可能会阻碍粒子对更多空间的搜索,优化趋势难以为继.所提算法在前 250 代利用遗传算法大范围搜索较优的可行解,而后将遗传算法与禁忌搜索算法相结合,增强了算法的寻优能力.由图 12 可知,在 250 代后,所提算法开始明显优于遗传算法,这是由于所提算法局部搜索能力的优势开始凸显,它能够改善遗传算法收敛速度变慢的缺陷,进一步降低了无人机的能耗需求.完成相同的任务量时,所提算法实现了最低的能耗,说明了所提算法的有效性.

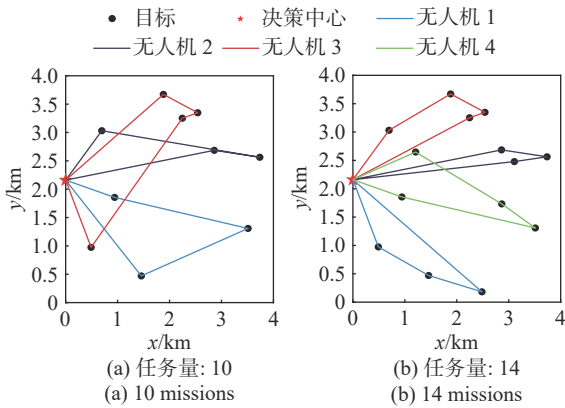


图 10 不同任务规模的任务规划结果

Fig. 10 Mission planning results for different mission numbers

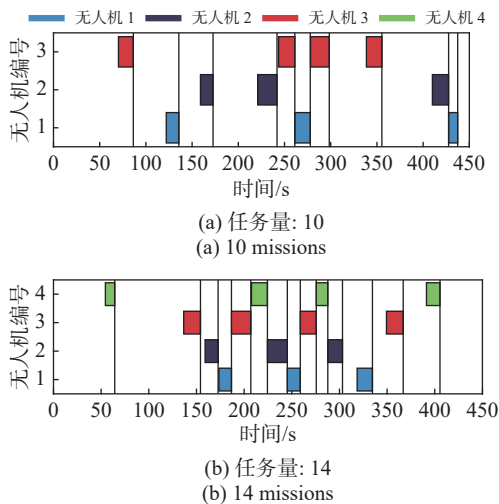


图 11 不同任务规模的频谱占用时间规划结果

Fig. 11 Spectrum occupation time planning results for different mission numbers

图 13 展示了任务量为 10 时不同算法运行 100 次的能耗优化统计结果.箱图的红色横线为算法结果的中位数,箱图低边和顶边分别为第 25% 和 75% 分位数,虚线覆盖了结果的大部分范围.由箱图

可知,禁忌搜索算法、模拟退火算法和粒子群算法结果较为分散,这是由于三种算法对初值的依赖性较大,且联合优化问题既要考虑无人机数量,也要规划合理的频谱使用时间,较差的初值难以优化出最优解.所提算法受初始值随机性的影响最小,所得优化结果性能最好.所提算法增加了无人机数量调整和频谱时间调整两个模块,其复杂度均为  $O(M)$ ,  $M$  为无人机数量.在前  $g_1/2$  次迭代中 ( $g_1$  为遗传禁忌混合算法的迭代次数) 只使用了遗传算法,复杂度为  $O(g_1 p M)$ , 其中  $p$  为种群规模.而后抽取 20% 作为禁忌搜索算法的初始解进一步优化,禁忌搜索算法的复杂度为  $O(2g_2 (C_k^2 + 2Kl) M)$ , 其中  $g_2$  为禁忌搜索算法迭代次数,  $K$  为感知目标数,  $l$  为禁忌表长度.因此所提算法总的复杂度为  $O(2g_1 p M + 0.1g_1 p (2g_2 (C_k^2 + 2Kl) M))$ .虽然相比于其他算法在复杂度上有所增加,但作为无人机任务执行前的规划是可行的,且规划结果稳定,即算法鲁棒性好,说明了所提算法的有效性.

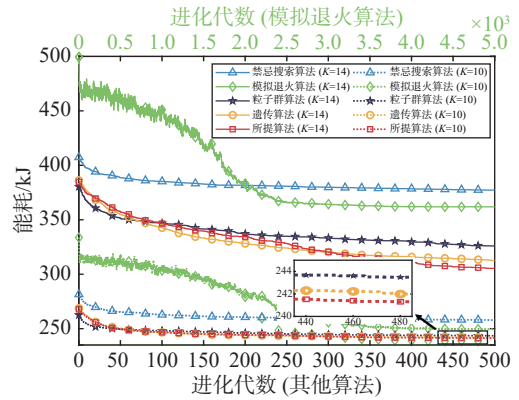


图 12 不同算法的能耗结果对比

Fig. 12 Comparison of the energy consumption results for different algorithms

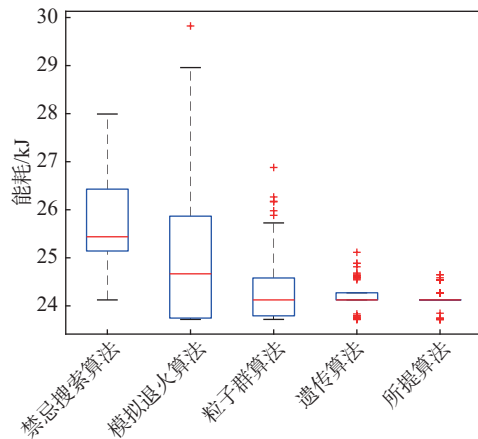


图 13 任务量为 10 时不同算法能耗优化结果统计

Fig. 13 Statistics of energy consumption optimization results for different algorithms with 10 missions

图 14 展示了不同算法在任务量变化时的能耗和无人机数量需求结果.当任务量较少时,解空间规模较小,五种算法都能够得到最优解.随着任务量的增



加, 解空间规模呈指数式增长, 算法的差距也随之增大. 所提算法相比其他算法, 需要的无人机数量最少, 即使与其他算法有相同的无人机数量需求, 完成任务的能耗也最少. 同时, 任务量越大, 无人机的数量需求越多, 解空间的复杂度也越大, 所提算法具有较好的全局探索与局部搜索能力, 能够在解空间范围内大范围搜索最优解, 且随着复杂度的提升, 算法的优势也更明显. 所提算法相比禁忌搜索算法的能耗有 20.7% 的降低, 说明了所提算法的有效性.

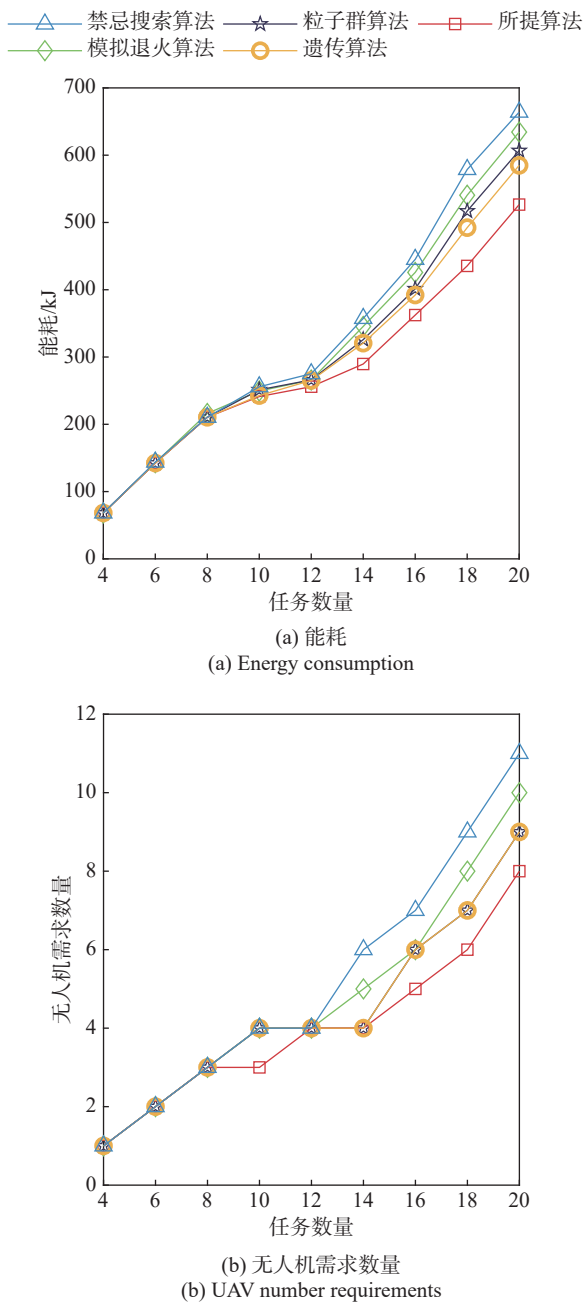


图 14 不同算法在任务量变化时的能耗和无人机数量需求结果

Fig. 14 Results of energy consumption and UAV number requirements for different algorithms with varying mission numbers

## 4 结 论

从频谱资源管理的角度, 以能耗最小为原则研究了感知任务的无人机数量编配与频谱资源联合规划问题, 以求解最少的无人机数量编配和无干扰频谱资源使用规划. 利用待优化变量与能耗的耦合关系, 将问题转化为无人机的能耗优化, 并设计了遗传禁忌混合算法. 首先利用遗传算法的全局寻优能力, 产生广泛分布的候选解, 再利用禁忌搜索算法的集中搜索特点, 进行精细化局部搜索, 得到最优解. 所提算法能够根据任务量的变化, 自动调整参与感知任务的无人机数量, 并为每架无人机规划目标感知顺序和频谱使用时间. 仿真结果证明了所提算法的有效性与鲁棒性, 它能够减少无人机的数量需求和能耗. 此外, 仿真结果还证明了任务量越多, 所提算法的优势越明显, 可以支持无人机的集群使用.

## 参考文献

- [1] ZENG Y, LYU J, ZHANG R. Cellular-connected UAV: potential, challenges, and promising technologies[J]. *IEEE wireless communications*, 2018, 26(1): 120-127.
- [2] MOZAFFARI M, SAAD W, BENNIS M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: applications, challenges, and open problems[J]. *IEEE communications surveys & tutorials*, 2019, 21(3): 2334-2360.
- [3] SAMIR M, ASSI C, SHARAFEDDINE S, et al. Online altitude control and scheduling policy for minimizing AoI in UAV-assisted IoT wireless networks[J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2020, 21(7): 2493-2505.
- [4] LIU D, XU Y, WANG J, et al. Self-organizing relay selection in UAV communication networks: a matching game perspective[J]. *IEEE wireless communications*, 2019, 26(6): 102-110.
- [5] SUN L, WAN L, WANG X. Learning-based resource allocation strategy for industrial IoT in UAV-enabled MEC systems[J]. *IEEE transactions on industrial informatics*, 2020, 17(7): 5031-5040.
- [6] SRIDHAR V, MANIKAS A. Target tracking with a flexible UAV cluster array[C]// *Globecom Workshops (GC Wkshps)*. IEEE, 2016: 1-6.
- [7] FU X, FENG P, GAO X. Swarm UAVs task and resource dynamic assignment algorithm based on task sequence mechanism[J]. *IEEE access*, 2019, 7: 41090-41100.
- [8] LUAN H, XU Y, LIU D, et al. Energy efficient task cooperation for multi-UAV networks: a coalition formation game approach[J]. *IEEE access*, 2020, 8: 149372-149384.
- [9] YOU W, DONG C, WU Q, et al. Joint task scheduling, resource allocation, and UAV trajectory under clustering for

- FANETs[J]. *China communications*, 2022, 19(1): 104-118.
- [10] JIAO Z Q, YAO P Y, ZHANG J Y, et al. MAV/UAV task coalition phased-formation method[J]. *Journal of systems engineering and electronics*, 2019, 30(2): 402-414.
- [11] ZHOU Z, FENG J, GU B, et al. When mobile crowd sensing meets UAV: energy-efficient task assignment and route planning[J]. *IEEE transactions on communications*, 2018, 66(11): 5526-5538.
- [12] LI X, YAO H, WANG J, et al. A near-optimal UAV-aided radio coverage strategy for dense urban areas[J]. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2019, 68(9): 9098-9109.
- [13] CHEN J, WU Q, XU Y, et al. Spectrum allocation for task-driven UAV communication networks exploiting game theory[J]. *IEEE wireless communications*, 2021, 28(4): 174-181.
- [14] CHEN J, WU Q, XU Y, et al. Joint task assignment and spectrum allocation in heterogeneous UAV communication networks: a coalition formation game-theoretic approach[J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2020, 20(1): 440-452.
- [15] CHEN J, XU Y, WU Q, et al. Interference-aware online distributed channel selection for multicluster FANET: a potential game approach[J]. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2019, 68(4): 3792-3804.
- [16] QI N, HUANG Z, ZHOU F, et al. A task-driven sequential overlapping coalition formation game for resource allocation in heterogeneous UAV networks[J]. *IEEE transactions on mobile computing*, 2022. DOI: 10.1109/TMC.2022.3165965
- [17] ZHOU Z, ZHANG C, XU C, et al. Energy-efficient industrial Internet of UAVs for power line inspection in smart grid[J]. *IEEE transactions on industrial informatics*, 2018, 14(6): 2705-2714.
- [18] LI J, KANG H, SUN G, et al. Physical layer secure communications based on collaborative beamforming for UAV networks: a multi-objective optimization approach[C]//IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications, 2021: 1-10.
- [19] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [20] ZENG F, HU Z, XIAO Z, et al. Resource allocation and trajectory optimization for QoE provisioning in energy-efficient UAV-enabled wireless networks[J]. *IEEE transactions on vehicular technology*, 2020, 69(7): 7634-7647.
- [21] ZHANG G, WU Q, CUI M, et al. Securing UAV communications via joint trajectory and power control[J]. *IEEE transactions on wireless communications*, 2019, 18(2): 1376-1389.
- [22] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence[M]. MIT Press, 1992.
- [23] GLOVER F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence[J]. *Computers & operations research*, 1986, 13(5): 533-549.
- [24] HELSGAUN K. General k-opt submoves for the Lin-Kernighan TSP heuristic[J]. *Mathematical programming computation*, 2009, 1(2): 119-163.
- [25] TANG X, WANG W, HE H L, et al. Energy-efficient data collection for UAV-assisted IoT: joint trajectory and resource optimization[J]. *Chinese journal of aeronautics*, 2022, 35(9): 95-105.

### 作者简介



廖乃稳 (1992—), 男, 福建人, 国防科技大学硕士研究生, 研究方向为通信与信息处理. E-mail: liaonaiwen@126.com

钱鹏智 (1994—), 男, 浙江人, 国防科技大学第六十三研究所工程师, 研究方向为空间信息获取与处理. E-mail: qpz3421@163.com

陈勇 (1975—), 男, 湖南人, 国防科技大学第六十三研究所研究员, 研究方向为无线网络、频谱管理. E-mail: chy63s@126.com

张余 (1983—), 男, 四川人, 国防科技大学第六十三研究所副研究员, 研究方向为电磁频谱技术. E-mail: zhyu63@163.com