

# 无人机空地安全通信与航迹规划的多目标联合优化方法

何颖<sup>1</sup>, 樊俊松<sup>2</sup>, 王巍<sup>1</sup>, 孙庚<sup>2</sup>, 刘衍珩<sup>1,2</sup>

(1. 长春财经学院信息工程学院, 长春 130122; 2. 吉林大学软件学院, 长春 130012)

**摘要:** 针对无人机在无线网络场景中的保密通信和飞行过程中保证安全节能问题, 提出了一种多目标优化设计方案。基于无人机通信模型、无人机能耗模型和环境限制模型构建了无人机调度和航迹规划问题(USPOP)的多目标优化模型, 以无人机无线通信的平均保密率、无人机悬停能耗和无人机飞行能耗 3 个目标为优化目标进行优化, 并通过改进的第三代非支配排序遗传算法对问题进行求解。仿真结果表明, 本文改进算法能有效解决构建的优化问题, 并且相对于其他对比算法有更好的收敛效果。

**关键词:** 计算机应用; 无人机通信网络; 航迹规划; 通信保密率; 能量损耗; 多目标优化

**中图分类号:** TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2023)03-0913-10

**DOI:** 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220557

## Joint optimization of secure communication and trajectory planning in unmanned aerial vehicle air-to-ground

HE Ying<sup>1</sup>, FAN Jun-song<sup>2</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>, SUN Geng<sup>2</sup>, LIU Yan-heng<sup>1,2</sup>

(1. College of Information and Engineering, Changchun University of Finance and Economics, Changchun 130122, China;  
2. College of Software, Jilin University, Changchun 130012, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of UAV secrecy communication and ensuring safety as well energy saving during flight in the wireless network scenario, a multi-objective optimization scheme was proposed. The scheme mainly includes UAV transmission model, UAV energy consumption model and environmental constraints model, and further constructs the multi-objective optimization model of UAV scheduling and path optimization problem (USPOP), which optimizes average communication secrecy rate of UAV wireless communication, UAV hovering energy consumption and UAV flight energy consumption. Then, a non-dominated sorting genetic algorithm III (NSGA-III) with discrete normal distribution initialization, differential mechanism, genetic mechanism and avoiding obstacles operator (NDGA-NSGA-III) is proposed to solve USPOP. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively solve the constructed optimization problem, and the convergence effect is better than other comparison algorithms.

**收稿日期:** 2022-05-12.

**基金项目:** 国家自然科学基金面上项目(62172186); 吉林省科技发展计划项目(20210201072GX, 20200403177SF).

**作者简介:** 何颖(1982-), 女, 副教授, 博士. 研究方向: 移动网络应用. E-mail: yinghe@ccufe.edu.cn

**通信作者:** 孙庚(1988-), 男, 副教授, 博士. 研究方向: 无人机安全通信, 智能优化算法. E-mail: sungeng@jlu.edu.cn

**Key words:** computer application; unmanned aerial vehicle (UAV) communication network; trajectory planning; secrecy rate; energy consumption; multi-objective optimization

## 0 引言

无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)辅助的无线通信网络具有广阔的发展前景,已受到了广泛关注。无人机因其高机动性和按需部署的特点,可以在物联网中作为移动基站或数据收集设备使用,但由于飞行环境中的地形限制、机载电源的容量受限和无线信道的开放使得通信安全性得不到保证<sup>[1,2]</sup>。Zhang等<sup>[3]</sup>通过对无人机的航迹进行规划解决了无人机对地面节点通信信道的安全问题,考虑了无人机与地面通信节点之间的上行和下行通信,并在通信中考虑了窃听节点的影响。Li等<sup>[4]</sup>利用无人机传输干扰信号对抗窃听,通过同时优化无人机航迹和干扰信号功率提高通信的保密率。

无人机的机动性保证它可以在一次飞行中与多个通信设备进行通信,然而还需要考虑到在飞行过程中避开山体或建筑物等障碍物的问题。无人机避障航迹规划方法主要分为两种:一种是飞行环境中障碍物位置信息已知的航迹规划<sup>[5]</sup>;另一种是障碍物位置和数量未知的航迹规划<sup>[6]</sup>。Choi等<sup>[7]</sup>提出了一个无线通信系统,用以在无线通信网络中有效地寻找无人机航迹,进而保证通信延迟的最小化并实现静态和动态避障,但是忽视了避障带来的通信保密率降低问题。Yin等<sup>[8]</sup>研究了无人机在低空城市环境中飞行的航迹规划问题,提出了一个多目标航迹规划框架,并开发了两种安全指数图,但没有考虑长距离飞行导致的飞行能耗过高问题。

由于机载电池容量受制,无人机通常无法支持长距离飞行,因此很多学者研究了航迹规划中飞行能耗的问题。Zeng等<sup>[9]</sup>提出了一个无线通信系统,通过联合优化无人机航迹和多个地面节点通信时间以及总任务时间建立了能耗最小化问题,但没有考虑通信过程中可能存在的障碍物干扰通信问题。

综上所述,虽然对于无人机辅助的无线通信网络中的通信安全性、避障航迹规划和飞行能耗等问题的研究有了很大进展,但对于同时解决上述问题的航迹规划方法仍有待进一步研究。本文提出了一种综合考虑上述问题的模型,并进行了

多目标优化,同时提出了一种改进的多目标优化算法对问题进行求解。

## 1 系统模型

### 1.1 无线通信模型

如图1所示,整个无人机调度和航迹规划系统处于一个三维区域,包括一个无人机和一些地面通信节点(Ground communication node, GCN),这些节点表示为集合 $(Node_1, Node_2, \dots, Node_N)$ ;同时,在无人机与这些地面通信节点通信时会有一些地面窃听节点(Ground eavesdropping node, GEN)干扰通信。本文定义一个三维系统,其中每个通信节点和窃听节点的坐标都是已知的,分别为 $(x_n^G, y_n^G, 0)$ 和 $(x_n^E, y_n^E, 0)$ ,表示共有 $N$ 个地面通信节点和 $N$ 个窃听节点,每个地面通信节点附近都会有一个窃听节点干扰通信。对于这些需要通信的节点,无人机会分别在其附近选择 $N$ 个最佳通信位置悬停并通信。

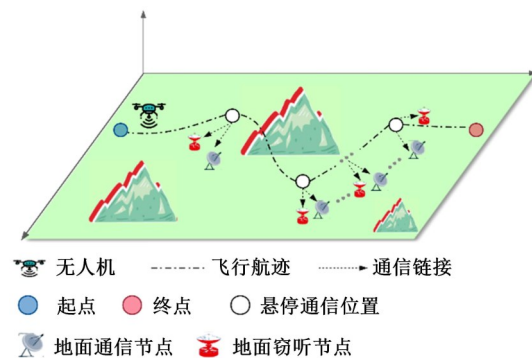


图1 基于无人机的无线通信系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of UAV-enabled wireless communication system

当无人机与地面通信时,无人机与地面通信节点的信道和无人机与地面窃听节点的信道视为视距信道,因此无人机到地面通信节点的视距信道增益 $g_{UG}$ 为<sup>[3]</sup>:

$$g_{UG} = \beta_0 d_{UG}^{-2} = \frac{\beta_0}{(x_n - x_n^G)^2 + (y_n - y_n^G)^2 + z_n^2} \quad (1)$$

式中: $\beta_0$ 为无人机在参考距离为1 m处的信道增益; $d_{UG} = \sqrt{(x_n - x_n^G)^2 + (y_n - y_n^G)^2 + z_n^2}$ 为从无人机到地面通信节点之间的距离,其中,

$(x_n, y_n, z_n)$ 为无人机与第 $n$ 个地面通信节点通信时无人机的三维坐标; $(x_n^G, y_n^G, 0)$ 为第 $n$ 个地面通信节点的坐标。

无人机到窃听节点之间的视距信道增益 $g_{UE}$ 为:

$$g_{UE} = \beta_0 d_{UE}^{-2} = \frac{\beta_0}{(x_n - x_n^E)^2 + (y_n - y_n^E)^2 + z_n^2} \quad (2)$$

式中: $d_{UE} = \sqrt{(x_n - x_n^E)^2 + (y_n - y_n^E)^2 + z_n^2}$ 为无人机到第 $n$ 个地面窃听节点之间的距离; $(x_n^E, y_n^E, 0)$ 为第 $n$ 个地面窃听节点的三维坐标。

无人机到地面通信节点之间的信息可达率 $R_{UG}$ 为:

$$R_{UG} = \log_2 \left( 1 + \frac{p \cdot g_{UG}}{\sigma^2} \right) = \log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_0 \cdot p}{(x_n - x_n^G)^2 + (y_n - y_n^G)^2 + z_n^2} \right) \quad (3)$$

式中: $p$ 为无人机的通信传输功率; $\sigma^2$ 为接收端的加性高斯白噪声功率; $\gamma_0 = \beta_0 / \sigma^2$ 为信噪比。

无人机到地面窃听节点之间的信息可达率 $R_{UE}$ 为:

$$R_{UE} = \log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_0 \cdot p}{(x_n - x_n^E)^2 + (y_n - y_n^E)^2 + z_n^2} \right) \quad (4)$$

## 1.2 无人机能量损耗模型

旋翼无人机在飞行时可以悬停在空中,这有利于保证通信质量的稳定,因此通信无人机选择使用旋翼无人机更加合适。在本文构建的无线网络中,无人机的总体能量损耗可以分为两部分:①在地面通信节点附近悬停通信时的能量损耗;②飞行时的能量损耗。悬停能耗可以进一步分为与地面通信节点进行通信时的通信能耗和在悬停通信时为了保持悬停姿态所需的能耗。相对于悬停飞行能耗,悬停通信能耗通常很小,经常忽略不计<sup>[10]</sup>。因此无人机的总悬停能耗为<sup>[9]</sup>:

$$E_{ho}(X^N, Y^N, Z^N) = P_h \sum_{n=1}^N T_n(x_n, y_n, z_n) = \sum_{n=1}^N \frac{P_h Q_n}{\log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_n}{d_{UG}^{2\alpha}} \right)} \quad (5)$$

式中: $X^N = \{x_n | \forall n \in N\}$ 、 $Y^N = \{y_n | \forall n \in N\}$ 和 $Z^N = \{z_n | \forall n \in N\}$ 分别为 $N$ 个通信位置的三维坐标集合中 $x$ 、 $y$ 和 $z$ 值的集合; $T_n(x_n, y_n, z_n)$ 为无人机在第 $n$ 个通信位置进行悬停通信所需的悬停时间; $P_h = P_0 + P_i$ 为悬停状态时的飞行损耗功率,其中, $P_0$ 和 $P_i$ 分别为悬停状态时的叶片轮廓功率和感应功率; $\alpha$ 为路径损耗指数; $Q_n \triangleq \tilde{Q}_n / B$ 为带宽归一化吞吐量要求(bits/Hz),其中, $\tilde{Q}_n$ 为对吞吐量的要求, $B$ 为通信总带宽; $\gamma_n \triangleq \bar{\gamma}_1 \bar{P}_{n,LoS}$ ,其中, $\bar{\gamma}_1$ 为与信道损耗等相关的变量<sup>[9]</sup>, $\bar{P}_{n,LoS}$ 为视距概率 $P_{n,LoS}$ 的齐次近似,视距概率 $P_{n,LoS}$ 可以表示为:

$$P_{n,LoS} = \frac{1}{1 + C \exp(-D_d[\theta_n + C])} \quad (6)$$

式中: $C$ 和 $D_d$ 参数取决于传播环境; $H$ 为无人机的高度; $\theta_n$ 为仰角度数,其表达式为:

$$\theta_n = \frac{180}{\pi} \arcsin \frac{H}{d_{UG}}$$

无人机的飞行距离可以表示为:

$$D_{tr}(X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K d_{n,k}^{tr} \quad (7)$$

式中: $X^{N \times K} = \{x_{n,k} | \forall n \in N, \forall k \in K\}$ 、 $Y^{N \times K} = \{y_{n,k} | \forall n \in N, \forall k \in K\}$ 和 $Z^{N \times K} = \{z_{n,k} | \forall n \in N, \forall k \in K\}$ 分别为整个航线中 $N \times K$ 个航点三维坐标集合中 $x$ 、 $y$ 和 $z$ 值的集合。

在整条航线中,有 $N$ 个悬停通信位置,每两个悬停通信位置中记为有 $K$ 个中间航点,因此整个航线共有 $N \times K$ 个航点。 $d_{n,k}^{tr} = \sqrt{(x_{n,k+1} - x_{n,k})^2 + (y_{n,k+1} - y_{n,k})^2 + (z_{n,k+1} - z_{n,k})^2}$ 是在第 $n$ 个与第 $n+1$ 个悬停通信位置之间的,第 $k$ 个到第 $k+1$ 个航点的距离。所有航点之间的连线组成了整条航线,整条航线的长度也就是每两个相邻航点之间连线线段长度的和。因此,如果已知所有悬停通信位置和所有航点的坐标,就可以求出无人机飞行的总距离。

对于一个已知型号的无人机可以测得它在不同速度下的推进功率,根据无人机速度与推进功率的对应关系,可以得到使无人机飞行每米的能耗最少的速度 $V_{mr}$ 。在约定了总飞行距离的情况下,如果无人机在 $V_{mr}$ 速度下飞行,则飞行能量损耗将尽可能的少<sup>[9]</sup>。当无人机速度为 $V$ 时,飞行能量损耗可以表示为:

$$E_0(V) \triangleq \frac{P(V)}{V} = P_0 \left( \frac{1}{V} + \frac{3V}{U_{\text{tip}}^2} \right) + P_i \left( \sqrt{V^{-4} + \frac{1}{4v_0^4}} - \frac{1}{2v_0^4} \right)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A V^2 \quad (8)$$

式中:  $U_{\text{tip}}$  为转子叶片的叶尖速度;  $v_0$  为平均转子感应速度悬停;  $d_0$  为机身阻力比;  $\rho$  为空气密度;  $s$  为转子坚固性;  $A$  为旋翼桨盘面积。

本文中, 设定无人机用最节省能耗的行进速度  $V_{\text{mr}}$  匀速飞行, 则总飞行能耗  $E_{\text{tr}}$  可以表示为:

$$E_{\text{tr}}(X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K E_0^* D_{\text{tr}}(X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}) \quad (9)$$

式中:  $E_0^* = E_0(V_{\text{mr}})$  为无人机在速度  $V_{\text{mr}}$  下的每单位行驶距离的能耗。

### 1.3 环境约束模型

#### (1) 飞行空间约束

无人机被限制在一个三维长方体飞行区域内, 避免因无限的飞行区域而无法进行实际计算。令  $L_{\text{min}}$  和  $L_{\text{max}}$  分别为飞行区域水平面的最小和最大边界;  $H_{\text{min}}$  和  $H_{\text{max}}$  分别为飞行区域高度的最小和最大边界。在真实飞行场景中, 无人机通常会在有复杂地形和对飞行有威胁的区域执行任务, 因此有必要考虑在这种情况下的无线通信和航迹规划问题。本文考虑飞行环境中只有静态障碍物, 并在飞行前可以预先知道障碍物在飞行区域内的分布, 据此做出无线通信和航迹规划。

#### (2) 山体约束

无人机飞行区域中的地形障碍物可以简化为山体, 山体表面的函数模型可以表示为<sup>[11]</sup>:

$$z_{te}^m = h_{te} \cdot \exp \left( \frac{(x_{te}^m - x_{te}^{m0})^2}{x_{te}^i} + \frac{(y_{te}^m - y_{te}^{m0})^2}{y_{te}^i} \right) \quad (10)$$

式中:  $(x_{te}^m, y_{te}^m, z_{te}^m)$  为第  $te$  座山的山体表面三维坐标;  $(x_{te}^{m0}, y_{te}^{m0})$  为第  $te$  座山的山顶水平面坐标;  $h_{te}$  为山的高度;  $(x_{te}^i, y_{te}^i)$  为联合控制山的坡度。

无人机的航迹不能穿过任何地形, 因此设计山体地形约束函数  $C_T$  为:

$$C_T = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K A_{n,k} \quad (11)$$

式中:  $A_{n,k}$  为一个二值变量, 可以表示为:

$$A_{n,k} = \begin{cases} 1, & z_{n,k} \leq z_{te}^m \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

#### (3) 雷达约束

一些威胁是无人机可以在物理层面上穿过, 但是实际上会产生安全问题的区域, 如禁飞区和信号干扰区域等, 在这里简化并统称为雷达威胁。在三维环境中, 雷达的简化模型被视为一个球体, 可以表示为:

$$T_{ra} = (x_{ra}^r, y_{ra}^r, z_{ra}^r, R_{ra}) \quad (13)$$

式中:  $(x_{ra}^r, y_{ra}^r, z_{ra}^r)$  为第  $r$  个雷达的中心坐标;  $R_{ra}$  为第  $r$  个雷达的半径。

不失一般性, 无人机的航迹不能穿过雷达区域。雷达的约束函数  $C_R$  可以表示为:

$$C_R = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K B_{n,k} \quad (14)$$

式中:  $B_{n,k}$  为雷达对无人机干扰的严重程度, 可以表示为:

$$B_{n,k} = \begin{cases} (\delta/d_{n,k}^r)^4, & d_{n,k}^r \leq R_{ra} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\delta$  为雷达强度的尺度, 被视为常量;  $d_{n,k}^r = \sqrt{(x_{n,k} - x_{ra}^r)^2 + (y_{n,k} - y_{ra}^r)^2 + (z_{n,k} - z_{ra}^r)^2}$  为无人机位置  $(x_{n,k}, y_{n,k}, z_{n,k})$  与雷达中心点位置之间的距离。

## 2 问题构建

在本文中, 无人机在无线通信系统中分别与每个地面通信节点通信。在长方体的飞行区域中, 除了已经确定了位置的山体地形和雷达禁飞区域外, 无人机可以飞到所有三维位置执行通信任务。在飞行区域下方的地面上, 有多个地面通信节点需要无人机进行通信, 无人机需要在地面通信节点的上空某个位置进行悬停, 并在不低于安全飞行高度的约束下进行通信。地面通信节点附近有窃听节点, 因此无人机在与每个通信节点进行通信时都需要选择一个合理的通信位置以提高通信保密率, 这可以通过在通信节点正上方选择一个适当远离窃听节点的位置实现。然而, 这可能会提高无人机的悬停通信时间, 进而增加无人机的悬停能耗和总飞行能耗, 因此需要考虑它们之间的制衡关系。

无人机飞行能量损耗由无人机悬停通信时的能耗和飞行过程中的能耗两部分组成, 而这两部分能耗实际上是互相制约的。无人机与地面通信节点距离越近, 对应的通信时间越低, 这种航点的

设置会在降低悬停通信能耗的同时增加无人机的航线长度,从而增加飞行能耗。但是,只降低悬停高度却未考虑合理的悬停位置,会在增加飞行能耗的同时降低通信强度,导致通信时间和悬停能耗的增加,因此无人机的悬停能耗和飞行能耗存在互相制约却又不是单纯的负相关状态。在选定通信位置和规划航迹时都需要考虑避障问题,而避障将提高无人机的飞行能耗,因此避障部分的设计需要保证无人机的安全性和低能耗性。

本文设计目标是使无人机在无线通信网络中提供更好的通信质量,即让无人机与每个地面通信节点完成通信并保证最高的通信保密率和最低的能耗,而这又受到无人机通信位置和航迹坐标的影响,因此本文基于以下3个优化目标构建了无人机调度和航迹规划问题(UAV scheduling and path optimization problem, USPOP)。

(1)最大化无人机与地面通信节点的平均通信保密率

无人机的保密率除受到飞行区域中的安全飞行高度约束外,还会受到地面窃听节点的影响。如上所述,窃听节点的坐标都已知,因此无人机对第 $n$ 个地面通信节点的保密率 $R_{one}$ 可以表示为:

$$R_{one} = R_{UG} - R_{UE} = \log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_0 \cdot p}{(x_n - x_n^G)^2 + (y_n - y_n^G)^2 + z_n^2} \right) - \log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_0 \cdot p}{(x_n - x_n^E)^2 + (y_n - y_n^E)^2 + z_n^2} \right) \quad (16)$$

本文中,第1个目标是最大化无人机对地面通信节点的平均保密率,这取决于无人机的通信位置,因此第1个目标函数设计为:

$$f_1(X^N, Y^N, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N R_{one} \quad (17)$$

在无人机选定通信位置和规划航迹时,无人机的最佳通信位置和航迹中的每个航点都不能处在山体或雷达中,因此避开障碍物是必须考虑的约束。避障约束可以设计为 $C_1 = 0$ ,其中, $C_1 = C_T + C_R$ 。

(2)最小化无人机的悬停通信能耗

无人机在寻找最佳悬停通信位置的过程中,需要考虑避开障碍物,并需要飞离起点到终点的直线段去接近通信位置并完成通信任务,这些都会导致额外的悬停能耗,而无人机的机载能耗有

限,需要以尽可能少的飞行能耗完成整个通信任务,因此本目标函数可设计为:

$$f_2(X^N, Y^N, Z^N) = \sum_{n=1}^N E_{ho}(X^N, Y^N, Z^N) \quad (18)$$

在航迹规划过程中,无人机也需要考虑避开障碍物的问题,计算悬停位置时,避障约束函数同样设计为 $C_1$ 。

(3)最小化无人机的飞行能耗

无人机在整个飞行过程中,需要保证机载电量可以支持无人机从起点飞到终点,并且需要途径每个最佳通信位置并避开环境中的障碍物,因此本目标函数可设计为:

$$f_3(X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}) = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K E_{tr}(X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}) \quad (19)$$

飞行航迹规划中避障约束函数也为 $C_1$ 。

因此,无人机的调度和航迹规划问题USPOP可表示为:

$$\begin{cases} \min_{X^{N \times K}, Y^{N \times K}, Z^{N \times K}} F = \{-f_1, f_2, f_3\} \\ \text{s.t. } C_1 = 0 \\ L_{\min} \leq x_{n,k} \leq L_{\max} \\ L_{\min} \leq y_{n,k} \leq L_{\max} \\ H_{\min} \leq z_{n,k} \leq H_{\max} \end{cases} \quad (20)$$

### 3 基于NSGA-III算法的航迹规划

NSGA-III(Non-dominated sorting genetic algorithm III)算法<sup>[12]</sup>由NSGA-II算法改进而来。NSGA-III在遗传算法的基础上加入了快速非支配排序和基于参考点的选择机制,以解决多目标问题中的排序部分问题,可以提高算法收敛性。其主要特点是:①使用快速非支配排序方法,挑选出进入下一迭代的较优个体;②使用基于参考点的选择机制,对于非支配并且接近参考点的种群个体进行保留,更有效地提高种群丰富度。

虽然NSGA-III算法相对其他算法具有保证种群多样性和收敛快速的特点,但是在解决无人机调度和航迹规划问题上,随机的初始化方式对于算法的收敛性会有所影响,并且在迭代后期仍然存在陷入局部最优解的问题,因此本文在使用NSGA-III算法解决USPOP问题时进行了一些优化:在初始化种群时,引入带离散机制的正态分布初始化;在NSGA-III算法自身的变异步骤中,对相关参数定义做了改进;为进一步提高NS-

GA-III算法跳出局部最优解的能力,在迭代后半段中加入了额外的变异因子和交叉因子;为了降低避障过程的计算代价,引入了避障因子,使种群的丰富度和收敛性能得到进一步提升,本文将改进的算法名称定义为NDGA-NSGA-III算法。

(1)带离散机制的正态分布初始化

本文提出了一种带离散机制的正态分布初始化替代传统算法的随机初始化。整段航迹基于需要通信的  $N$  个通信位置分成  $N$  段子航迹,每一段都有相对起点和相对终点,对每段子航迹上的  $K$  个航点分别初始化,并在初始化之后对于不满足避障要求的航点进行向上方移动操作,初始化过程可以表示为:

$$p_{i,n,k}^{ref} = \frac{K-k}{K} \cdot p_{start,n} + \frac{k}{K} \cdot p_{end,n} \quad (21)$$

$$p_{i,n,k}^{ref} = \begin{cases} p_{i,n,k}^{ref} + \frac{1}{10} H_{max}, & C_1 \neq 0 \\ p_{i,n,k}^{ref}, & C_1 = 0 \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $p_{i,n,k}^{ref}$  为种群中第  $i$  个个体在第  $n$  段子航迹中第  $k$  个航点的参考初始坐标,生成每个航点的参考初始坐标后,每个航点的位置  $p_{i,n,k}$  可以表示为:

$$p_{i,n,k} = r_{nd} + p_{i,n,k}^{ref} \quad (23)$$

式中:  $r_{nd}$  为服从高斯分布  $CN(0, L_{max}/10)$  的随机数,表示无人机第  $n$  段子航迹上第  $k$  个航点的初始化,会在相对起点和相对终点之间,按照航点的序号  $k$  计算与起点和终点之间的距离,在三维空间内  $1/10$  的飞行区域最大值范围内随机选点,并在遇到障碍物时提升高度。

(2)对NSGA-III算法中变异步骤的改进

传统NSGA-III算法中的变异步骤可以完全随机地变异解,本文构建问题中解的含义是三维坐标的集合,当每个维度的约束范围不一致时,会导致解在某个维度的变异幅度不一致。因此本文引入了归一化系数  $p_{i,k}$ ,可以表示为:

$$p_{i,k} = p_{i,k} + \sigma_0 \cdot r_{nd}^1 \cdot r_{no}, \quad \text{rand} < mu \quad (24)$$

$$r_{no} = \begin{cases} \frac{H_{max} - H_{min}}{(L_{max} - L_{min}) + (H_{max} - H_{min})}, & \text{mod}(k, 3) = 0 \\ \frac{L_{max} - L_{min}}{(L_{max} - L_{min}) + (H_{max} - H_{min})}, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $p_{i,k}$  为种群中第  $i$  个个体的第  $k$  个维度的值;  $\sigma_0 = (L_{max} - L_{min})/10$  为变异步长;  $r_{nd}^1$  为服从高斯分布  $CN(0, 1)$  的随机数;  $mu$  为变异概率;约束条

件  $\text{mod}(k, 3) = 0$  判断个体中这个维度是否为某一个航点的  $z$  轴坐标,当满足这个条件时,这个数值的变异将乘以一个系数,该系数为一个比值,分子为无人机飞行高度最大值与最小值之差,分母由两部分组成:①无人机飞行水平距离最大值与最小值之差;②无人机飞行高度最大值与最小值之差。该系数保证了无人机在面对飞行水平范围广、飞行高度低的飞行空间时,变异的幅度不会变形,防止无人机的位置因为变异步骤而远离全局最优解。

(3)变异因子

为了提高种群的丰富度和解决算法在后半段迭代陷入局部最优解的问题,本文在迭代过程的后半段额外加入了差分算法中的变异机制。变异步骤以航点为粒度进行变异,变异的值参考种群中随机的其他两个个体的相同序号的航点坐标值,以增加种群丰富度和跳出局部最优解。通过变异产生新个体的公式可以表示为:

$$u_{i,k} = \begin{cases} u_{i,k} + F_0 \cdot (u_{r_1,k} - u_{r_2,k}), & r_3 \\ u_{i,k}, & \text{其他} \end{cases} \quad (26)$$

式中:  $u_{i,k} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  为种群中第  $i$  个个体的第  $k$  个航点三维坐标;  $F_0$  为控制变异步长的参数;  $u_{r_1,k}, u_{r_2,k} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  分别为第  $r_1$  和  $r_2$  个个体的第  $k$  个航点三维坐标;  $r_1, r_2 \in [1, S]$  是 1 到种群数量  $S$  之间互不相同且不与  $i$  相同的两个随机整数;  $r_3$  是 0 到 1 之间的随机数,表示每个个体中的每个航点都有一定几率被变异。

(4)交叉因子

本文对于两个个体,交换它们相同序号的航点三维坐标。如果只交换个体中的一个值,那么相当于交换了某个航点的三维坐标中的其中一个值,没有物理意义,因此在这里交换的是代表一个航点坐标的三个数值。交叉计算的过程如图 2 所示。

本文以一个特定的概率交换两个个体中某一个位置的航点,这个方法可以表示为:

$$u_{i,k} = \begin{cases} u_{r_1,k}, & r_5 \leq r_{cro} \\ u_{i,k}, & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

$$u_{r_1,k} = \begin{cases} u_{i,k}, & r_5 \leq r_{cro} \\ u_{r_1,k}, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

式中:  $u_{i,k}, u_{r_1,k} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  分别为第  $i$  个和第  $r_1$  个个体的第  $k$  个航点三维坐标;  $r_4 \in [1, S]$  为一个随机且

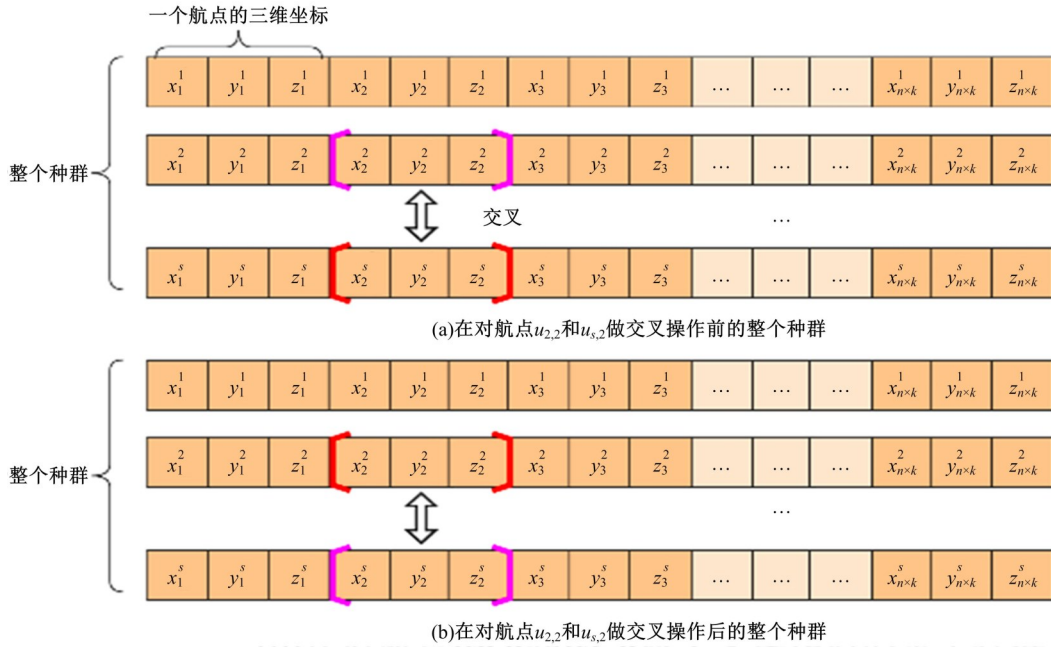


图 2 交叉操作

Fig. 2 Crossover operation

不等于  $i$  的整数;  $r_5 \in [0, 1]$  为一个随机小数;  $r_{cro}$  为控制交叉概率的参数。

(5) 避障因子

在迭代过程中,航迹规划算法一般使用提高无人机飞行高度避障,这种方式会在增加计算时间的同时降低种群丰富度。本文使用避障因子代替朴素的上升避障操作,避障因子考虑了当前迭代全局最优个体和个体历史最优个体的位置进行避障,并且每次只对航线中不满足避障的单个航点进行计算。在 USPOP 问题中,保证可靠通信是最重要的目标,因此在种群的帕累托最优解集中选择平均保密率最高的个体作为避障计算中的全局最优个体,在个体历史解中选择平均保密率最高的个体作为个体历史最优个体。避障函数  $p_{i,k}$  可以表示为:

$$p_{i,k} = p_{i,k} + r_6 \cdot \min(|g_k^{best} - p_{i,k}^{best}|, r_7 \cdot P_{MAX}) \quad (29)$$

式中:  $P_{MAX}$  为对每个航点限制的最大改变距离;  $p_{i,k} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  为第  $i$  个个体的第  $k$  个航点三维坐标;  $g_k^{best} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  为种群中当前的全局最优个体的第  $k$  个航点三维坐标;  $p_{i,k}^{best} \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  为第  $i$  个个体的个人历史最优解的第  $k$  个航点三维坐标;  $r_6 \in [-1, 1]$  和  $r_7 \in [0, 1]$  为两个随机小数。

本文使用  $|g_k^{best} - p_{i,k}^{best}|$  找到这个不满足避障的航点的个人历史最优值到当前全局最优的对应航点之间的距离,并将它与  $r_7 \cdot P_{MAX}$  比较,以此使

航点在向较优避障位置移动的同时,避免航点一次移动的距离过大。  $r_6$  可以取负值,使得无人机可以从障碍物的侧面和下方绕开飞行避障。公式只对不满足避障的单个航点计算而不是重算整条航线,节省了大量计算时间。

对于多次避障仍然无法满足避障约束的航点,会根据重定位失败的次数对航点进行上升高度操作,计算公式为:

$$p_{i,k}^z = \begin{cases} p_{i,k}^z + P_{MAX} \cdot \frac{AO_{i,k}^{count}}{1000}, \\ \text{mod}(AO_{i,k}^{count}, 10) = 0 \\ p_{i,k}^z, \text{ 其他} \end{cases} \quad (30)$$

式中:  $p_{i,k}^z$  为航点  $p_{i,k}$  的  $z$  轴坐标;  $AO_{i,k}^{count}$  为航点  $p_{i,k}$  的避障失败次数,每次失败都会加 1;  $\text{mod}$  为求余函数,表示这个航点每 10 次避障失败,都会向上移动更高的高度,直到成功避障。

## 4 仿真结果

### 4.1 参数设定

本文以 Matlab 为仿真平台,对于所提出的 USPOP 问题,将飞行空间设置为  $20 \text{ km} \times 20 \text{ km} \times 10 \text{ km}$ ,安全飞行高度为  $0.1 \text{ km}$ ,地面通信节点和地面窃听节点的数量  $N$  都设置为 10 个,相对应地,通信位置的数量也被设置为 10 个,航迹中的每段子航线上的航点数量  $K$  为 20 个。

在 NSGA-III 算法的参数设置上,种群数量  $S$  为 500,总迭代次数  $T$  为 200,参考点等分参数  $H$  为 10,重组操作的概率  $p_{\text{crossover}}$  为 0.5,变异操作的概率  $p_{\text{mutation}}$  为 0.5,变异概率  $mu$  为 0.5,变异步长  $\sigma_0$  为 0.5。在改进算法的参数设置上,控制变异步长的参数  $F_0$  为 0.1,控制交叉概率的参数  $r_{\text{cro}}$  为 0.3,对每个航点限制的单次最大改变距离  $P_{\text{MAX}}$  为 0.3 km。

与文献[3,9]一致,无线通信网络的参数设置如下:在参考距离为 1 m 处的信噪比  $\gamma_0$  为 80 dB;通信传输速率  $\rho$  为  $-5$  mW;使无人机飞行每米的能量损耗最少的速度  $V_{\text{mr}}$  为 18 m/s;转子叶片的叶尖速度  $U_{\text{tip}}$  为 120 m/s;平均转子感应速度悬停  $v_0$  为 4.03;机身阻力比  $d_0$  为 0.6;对吞吐量的要求  $\tilde{Q}_n$  为 1000 Mbits;通信总带宽  $B$  为 1 MHz;与信噪比有关的系数  $\bar{\gamma}_1$  为 52.5 dB;悬停状态时的叶片轮廓功率  $P_0$  为 79.86 W;悬停状态时的感应功率  $P_i$  为 88.62 W;传播环境的参数  $C$  和  $D_d$  分别为 0.6 和 1.15;路径损耗指数  $\alpha$  为 1.15;空气密度  $\rho$  为  $1.225 \text{ kg/m}^3$ ;转子坚固性  $s$  为 0.05;旋翼桨盘面积  $A$  为  $0.503 \text{ m}^2$ 。

### 4.2 参数优化

同一种算法在解决不同的问题时会表现出不同的收敛效果,因此选择合适的参数对于提高算法的收敛效果是很必要的。在改进部分的交叉因子中,参数  $r_{\text{cro}}$  决定了每个航点的交换概率,因此我们在改进算法中将参数  $r_{\text{cro}}$  以 0.1 的步长进行从 0 到 1 的调整,每次调整后运行 30 次代码以抵消随机误差,考虑到平均保密率最大化这个目标是 USPOP 问题中最重要的目标,因此在帕累托最优解集中取平均保密率最高的解为最优解。从图 3 中可以看出,  $r_{\text{cro}}$  的最优值为 0.3。

### 4.3 实验结果

图 4 展示了经过改进的 NDGA-NSGA-III 算法计算得到的在无线通信网络中的无人机飞行航迹,图 5 使用 Unity3D 可视化地展示了整个问题。可以看出,改进算法可以完整地解决 USPOP 问题。

本文使用 NDGA-NSGA-III 算法解决 USPOP 问题,并使用 MOMVO 算法<sup>[13]</sup>、PESA2 算法<sup>[14]</sup>、SPEA2 算法<sup>[15]</sup>和传统的 NSGA-III 算法作为对比算法。对于多目标算法中得到的一组帕累托最优解,根据决策的不同需求分别考虑 3 种策

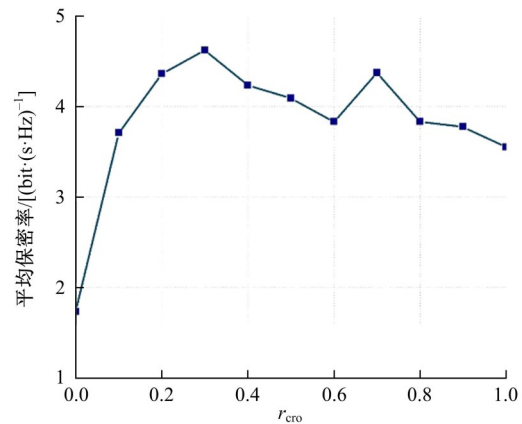


图 3 交叉因子中  $r_{\text{cro}}$  的参数调整

Fig. 3 Parameter tuning for  $r_{\text{cro}}$  in crossover operation

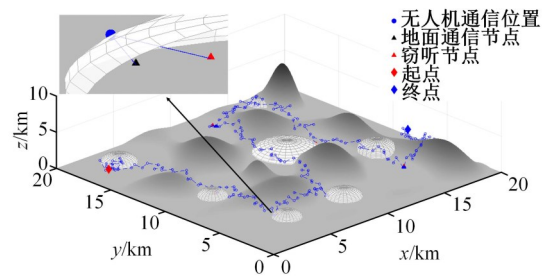


图 4 无人机飞行航迹仿真结果

Fig. 4 Simulation results of UAV flying path

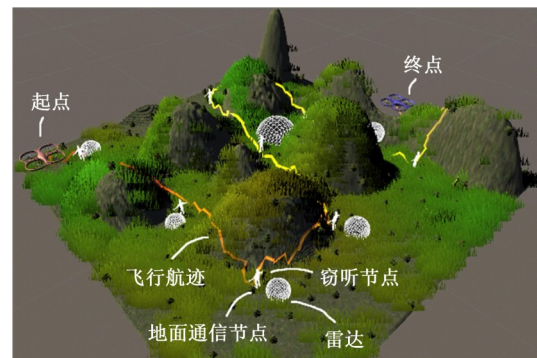


图 5 无人机飞行航迹

Fig. 5 UAV flying path

略选择最优解集中的最终解:平均通信保密率最大化策略、悬停能耗最小化策略和飞行能耗最小化策略。

表 1~表 3 为使用 3 种策略时,不同算法的最终解。可以看出,在使用平均通信保密率最大化策略时,改进的 NDGA-NSGA-III 算法在第 1 个和第 2 个优化目标中有最优的性能,在第 3 个目标中有次优的性能;在使用悬停能耗最小化策略和飞行能耗最小化策略时,改进算法在 3 个优化目标中都有最优的性能。无论采用哪种策略,改进算法都能在平均保密率最大化这个目标上大幅

领先,这得益于式(29)中对种群中的全局最优个体和局部最优个体是基于平均保密率定义的,从而保证不满足避障的航点在重新选位置时能够优先选择保密率更高而不是能耗更低的位置,使改进算法在 USPOP 问题的最优化目标上有明显优势。

表 1 在平均保密率最大化时不同算法得到的数值结果

Table 1 Numerical results of average secrecy rate maximization strategy obtained by different algorithms

| 算法            | $f_1/[\text{bit}\cdot(\text{s}\cdot\text{Hz})^{-1}]$ | $f_2/\text{kJ}$ | $f_3/\text{kJ}$ |
|---------------|--|-----------------|-----------------|
| NDGA-NSGA-III | 9.17   | 96.79           | 9 996.43        |
| NSGA-III      | 0.75   | 1352.32         | 9 660.04        |
| MOMVO         | 1.19   | 781.57          | 13 503.28       |
| PESA2         | 0.76   | 1297.87         | 12 088.44       |
| SPEA2         | 0.70   | 1477.13         | 10 071.86       |

表 2 在悬停能耗最小化时不同算法得到的数值结果

Table 2 Numerical results of hovering energy consumption minimization strategy obtained by different algorithms

| 算法            | $f_1/[\text{bit}\cdot(\text{s}\cdot\text{Hz})^{-1}]$ | $f_2/\text{kJ}$ | $f_3/\text{kJ}$ |
|---------------|--|-----------------|-----------------|
| NDGA-NSGA-III | 8.24   | 89.59           | 8 926.63        |
| NSGA-III      | 0.19   | 883.39          | 10 320.59       |
| MOMVO         | 0.16   | 453.58          | 13 944.13       |
| PESA2         | 0.76   | 1 296.87        | 12 078.51       |
| SPEA2         | 0.39   | 1 270.88        | 10 716.25       |

表 3 在飞行能耗最小化时不同算法得到的数值结果

Table 3 Numerical results of flight energy consumption minimization strategy obtained by different algorithms

| 算法            | $f_1/[\text{bit}\cdot(\text{s}\cdot\text{Hz})^{-1}]$ | $f_2/\text{kJ}$ | $f_3/\text{kJ}$ |
|---------------|--|-----------------|-----------------|
| NDGA-NSGA-III | 8.24   | 98.02           | 8 414.29        |
| NSGA-III      | 0.0001   | 2 825.53        | 8 829.82        |
| MOMVO         | 0.28   | 599.11          | 13 121.44       |
| PESA2         | 0.76   | 1 314.87        | 12 059.52       |
| SPEA2         | 0.58   | 1 542.76        | 9 911.77        |

图 6 为 NDGA-NSGA-III 算法在迭代过程中的收敛情况。由图 6 可以看出:在后半段加入了变异因子和交叉因子后,相同迭代间隔的帕累托解集之间的距离更远,说明算法获得了更快的收敛速度。

图 7 为不同算法在解决 USPOP 问题时的帕累托最优解集分布。由图 7 可以看出:得益于改进的离散初始化步骤,改进算法在初始化时更有针对性地设置了保密率更高和能耗更低的航点位

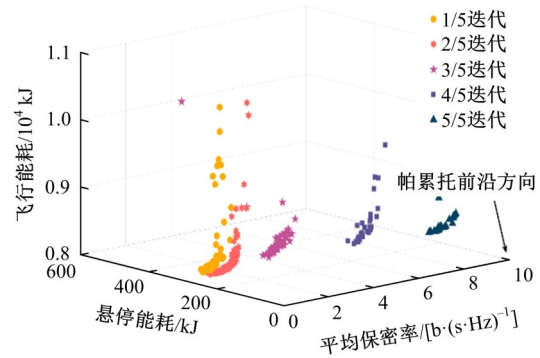


图 6 NDGA-NSGA-III 在不同迭代的解集分布

Fig. 6 Solution distributions of NDGA-NSGA-III in different iterations

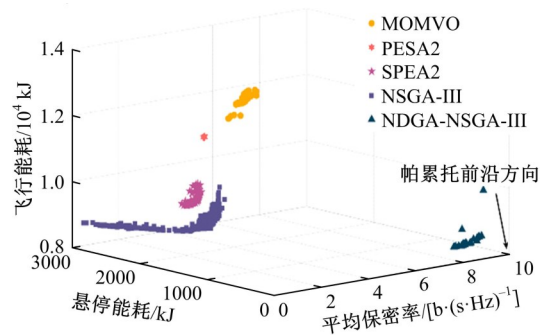


图 7 通过不同算法获得的解集分布

Fig. 7 Solution distributions obtained by different algorithms

置,减少了算法在飞行空间的高空中搜索解的过程,因此在最终解集中对于每个优化目标都有大幅领先。从解集分布可以看出:本文 NDGA-NSGA-III 算法相比其他对比算法可以更好地解决 USPOP 问题,并且在联合解决最大化平均保密率、最小化悬停能耗和最小化飞行能耗这 3 个目标时有更好的效果。

## 5 结束语

本文研究了无人机安全通信及航迹规划领域当前的热点问题。首先,提出了在基于无人机的多点无线安全通信过程中航迹规划和降低能耗的目标,并使用无线通信模型、无人机能耗模型和环境限制模型构建了无人机调度和航迹规划问题 USPOP。然后,将 USPOP 问题细分为互相制约的 3 个优化目标,并使用改进的 NDGA-NSGA-III 算法解决这个多目标问题。最后,进行了仿真实验,结果表明:本文改进算法能够解决构建的多目标优化问题 USPOP,具有更好的求解精度和更快的收敛速度。

## 参考文献:

- [1] 鲜斌, 张诗婧, 韩晓薇, 等. 基于强化学习的无人机吊挂负载系统轨迹规划[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2021, 51(6): 2259-2267.  
Xian Bin, Zhang Shi-jing, Han Xiao-wei, et al. Trajectory planning for unmanned aerial vehicle slung-payload aerial transportation system based on reinforcement learning[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021, 51(6): 2259-2267.
- [2] Zeng Y, Wu Q, Zhang R. Accessing from the sky: a tutorial on UAV communications for 5G and beyond [J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(12): 2327-2375.
- [3] 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.
- [4] Li A, Wu Q, Zhang R. UAV-enabled cooperative jamming for improving secrecy of ground wiretap channel[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 8(1): 181-184.
- [5] 陈谋, 肖健, 姜长生. 基于改进蚁群算法的无人机三维航路规划[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2008, 38(4): 991-995.  
Chen Mou, Xiao Jian, Jiang Chang-sheng. Three dimensional path planning of UAV with improved ant algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2008, 38(4): 991-995.
- [6] Chen H, Lu P, Xiao C. Dynamic obstacle avoidance for UAVs using a fast trajectory planning approach [C]//2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Dali, China, 2019: 1459-1464.
- [7] Choi H H, Rubenecia A, Contreras P V, et al. Collision avoidance scheme for micro UAVs delivering information[C]//2016 International Conference on Information Networking (ICOIN), Kota Kinabalu, Malaysia, 2016: 45-50.
- [8] Yin C, Xiao Z, Cao X, et al. Offline and online search: UAV multiobjective path planning under dynamic urban environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 5(2): 546-558.
- [9] 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.
- [10] 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 Conference on Computer Communications, Vancouver, BC, Canada, 2021: 1-10.
- [11] Shao S, Peng Y, He C, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.
- [12] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based non-dominated sorting approach, part i: solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 18(4): 577-601.
- [13] Kasturi K, Nayak C K, Nayak M R. Electric vehicles management enabling G2V and V2G in smart distribution system for maximizing profits using MOM-VO[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2019, 29(6): e12013.
- [14] Jain A, Lalwani S, Lalwani M. A comparative analysis of MOPSO, NSGA-II, SPEA2 and PESA2 for multi-objective optimal power flow[C]//2018 2nd International Conference on Power, Energy and Environment: Towards Smart Technology (ICEPE), Shillong, India, 2018: 1-6.
- [15] 朱文强, 杨卫莉, 庠硕, 等. 基于 SPEA2 算法的UCAV 多目标机动轨迹规划[J]. 无人系统技术, 2019, 2(6): 23-33.  
Zhu Wen-qiang, Yang Wei-li, Ku Shuo, et al. Multi-objective maneuvering trajectory planning based on SPEA2 algorithm for UCAV[J]. Unmanned Systems Technology, 2019, 2(6): 23-33.