

定向无人机自组网多维资源分配技术研究

张宇辰, 马鹏飞, 高雷涛, 郭肃丽

(中国电子科技集团公司 第 54 研究所, 石家庄 050081)

摘要: 随着无线通信技术和天线技术的不断发展, 使用定向天线的无人机自组网在越来越多的场景中得到应用, 如战场、救灾等极端情况; 目前, 定向无人机自组网中存在多维资源如时隙, 频率, 功率等分配不均衡问题, 为此, 设计一种多频率时分多址架构的无人机自组网通信协议, 兼顾到天线旁瓣和时频资源复用带来的干扰问题, 与均衡不同节点同时连接带来的链路优先级和公平性问题, 提出一种结合鲸优化算法和逐次凸优化算法的混合迭代分解算法, 解决了多维资源优化问题, 仿真结果表明所提算法在快速收敛前提下有效提高了网络性能, 提高了网络资源利用率, 同时有效保证了高优先级链路的服务质量需求。

关键词: 无人机自组网; 定向天线; 多维资源分配; MF-TDMA 架构; 迭代分解算法

Research on Multi-Dimensional Resource Allocation Technology for Directional UAV Ad Hoc Networks

ZHANG Yuchen, MA Pengfei, GAO Leitao, GUO Suli

(The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: With the continuous development of wireless communication and antenna technologies, directional antenna-based UAV ad hoc networks are widely applied in various scenarios, such as battlefields, disaster relief, and other extreme situations. At present, directional UAV ad hoc networks has an imbalance in multi-dimensional resource allocation, including time slots, frequency, and power. To address this problem, a communication protocol based on Multi-Frequency Time Division Multiple Access (MF-TDMA) framework for UAV ad hoc networks is designed. This protocol takes into account the interference caused by antenna sidelobes and time-frequency resource reuse, while balancing the link priority and fairness issues brought by simultaneous connections of different nodes. A hybrid iterative decomposition algorithm combining Whale Optimization Algorithm (WOA) and Successive Convex Approximation (SCA) is proposed to solve the multi-dimensional resource optimization. Simulation results show that under the premise of rapid convergence, the proposed algorithm effectively improves network performance and resource utilization, and ensures the Quality of Service (QoS) requirement for high-priority links.

Keywords: UAV ad hoc network; directional antenna; multi-dimensional resource allocation; MF-TDMA architecture; iterative decomposition algorithm

0 引言

近年来, 无人机以其高机动、低成本的特点在军事和民用领域得到广泛应用, 相比于单个无人机, 无人机自组网以其灵活性、低成本和可搭载各类传感器等优势, 已成为执行复杂任务的关键设备, 关于无人机自组网的研究也得到了广泛关注^{[1][2]}。

在自组织网络中, 介质访问机制 (MAC, medium access control) 协议负责为节点提供信道访问机制, 确保节点之间互不干扰, 并有效利用有限的无线网络资源^[3]。目前, 自组网接入协议通常采用 TDMA (Time Division Multiple Access), 它将时间划分为一系列周期性帧, 然后将时帧细分为多个时隙, 分配给各个节点以分时传输, 避免传输冲突。为了更有效地利用网络资

收稿日期: 2025-02-12; 修回日期: 2025-03-12。

作者简介: 张宇辰 (2000-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 马鹏飞 (1981-), 男, 研究员, 高级工程师。

引用格式: 张宇辰, 马鹏飞, 高雷涛, 等. 定向无人机自组网多维资源分配技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5): 288

- 296.

源,一种升级版 TDMA-多频率 TDMA MF-TDMA (Multi-Frequency Time Division Multiple Access) 协议逐渐成为研究重点^[4]。该协议结合了频谱和时隙资源,但如何为每个节点合理分配资源仍是一个亟待解决的问题。

定向天线可以形成窄波束并聚焦于特定方向,使其能够传输更远的距离,同时比全向天线消耗更少的功率,是提高无人机自组织网络容量的有效解决方案。这一特性不仅能提高通信的保密性^[5],同时使空间复用和时频资源复用成为可能,从而可以使多条链路在同一时段内同时通信,从而大大提高了网络容量^[6]。然而,同时传输会对共享相同时频资源的链路造成干扰。因此,如何在提高网络容量的同时减少干扰是一个关键和具有挑战性的研究问题。

目前,在不同类型的无线网络中有很多关于如何进行资源分配的研究,在文献 [7] 研究了速率自适应网络中并发传输的问题,将其定义为一个 NP 困难问题,并提出了两种对其约束进行对偶后拉格朗日松弛的搜索算法,可以快速地实现更好的调度决策。文献 [8] 考虑了无线网络中不同业务类型对不同服务质量需求 (QoS, quality of service) 需求问题,并且设计了一种算法可以在一个统一框架找到不同业务需求资源分配最优解。为了提高多 Gbps 毫米波网络的资源利用效率,文献 [9] 提出了一种空时多址通过允许非干扰和干扰链路同时传输的启发式调度算法来提高网络吞吐量。文献 [10] 研究了无线供电通信网络如何通过合理的资源分配算法最大限度地提高终端的上行公平吞吐量的问题,文献 [10-11] 提出一种通过将原问题设计解耦为若干子问题并迭代求解的算法来解决该非凸的问题。目前大部分关于无人机资源分配的研究集中在无人机辅助通信网络,文献 [12] 研究了支持无人机的毫米波通信网络总速率最大化的资源分配问题,并且考虑了天线的旁瓣影响。文献 [13-14] 提出了一种多无人机轨迹优化和资源调度协同方案,同样使用一种迭代分解的方法求解。文献 [15] 认为在无线网络中资源分配问题通常被表述为混合整数非线性规划问题,这篇文章采用了一种鲸优化算法来解决该复杂问题。目前也有一些关于自组网中资源分配的研究,文献 [16] 提出了一种认知无线自组网分布式资源分配框架,提出了一种分布式子载波选择和功率分配算法,但是优化的资源并不全面。并不符合实际情况。文献 [17] 对传输层和物理层的联合功率和速率进行优化,提出了一种新的能量感知资源分配算法,相同的,其只考虑了优化功率和速率,并没有涉及到其他资源,并且节点的移动性也没有纳入考虑。文献 [18] 研究了定向自组网中的资源分配问题,提出了一种基于 TDMA 的定向天线移动自组网中用于 QoS

路由的带宽预留协议,但是其没有考虑到链路优先级的问题。文献 [19] 建立了多波束定向自组网资源分配的数学模型,但是其同样未考虑到链路优先级对资源分配带来的影响。文献 [20] 研究了多波束定向自组网中频率分配问题,但是其考虑的天线模型比较理想,未考虑到旁瓣带来的影响,导致模型不够真实。文献 [6] 联合优化了定向无人机自组网中功率,时隙,空间资源,并将优先级纳入考虑,提出了两种算法解决该优化问题,但是天线模型未将旁瓣纳入考虑。

综上所述,目前的研究主要聚焦于各种无线通信网络,针对无人机自组网领域的研究较少,尤其是使用定向天线的无人机自组网。即使有一些研究,但研究人员考虑的情况并不全面,比如未考虑到优先级和公平性的均衡,优化的资源不够多,或者未将天线旁瓣的影响纳入考虑,导致模型不够真实。因此,本文将该多维资源分配问题建模为一个混合整数非凸规划问题,并考虑了天线旁瓣和链路公平性优先级均衡情况。提出一种结合鲸优化算法和逐次凸优化算法的混合迭代算法来求解该复杂数学问题,填补了研究的空缺。

1 系统结构及原理

如图 1 所示,多架无人机和一个地面控制站构成了一个无人机自组网三维飞行场景,地面站处于中心位置,可以与每个无人机节点进行通信并协调资源分配,每个无人机都配备了定向天线以增强通信能力和抗干扰能力,每个无人机节点的硬件设备均相同。图 1 中实线箭头代表两个无人机节点波束对准形成通信链路,这些链路用 $M = \{1, 2 \dots M\}$ 来表示。相同颜色的实线代表使用相同时间和频率资源的通信链路,虚线代表使用相同资源所带来的干扰,假设时间同步已经完全实现。

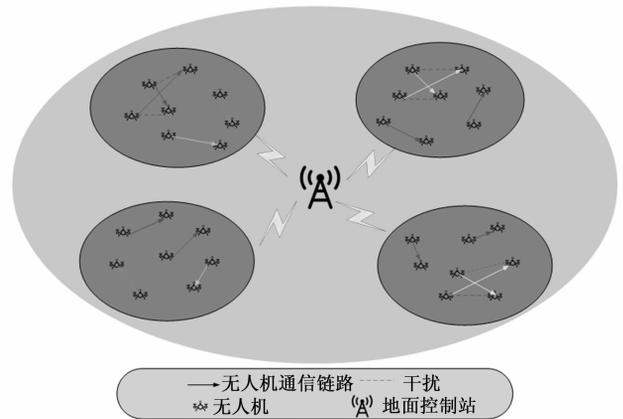


图 1 定向无人机自组网模型

本文提出的 MF-TDMA 结构如图 2 所示, MF-TDMA 的特点是将时隙和频带结合起来使用,使多个用户或通信链路能够共享资源。本文将可用的时隙和频率整

合为一个二维时频资源池，并将其编号为 $S(x, y)$ ，其中 x 表示相对的时隙编号， y 表示相对的频率编号，如图 1 所示，将一个时帧分为 3 个阶段，分别为邻居发现阶段，预约阶段和数据传输阶段。在邻居发现阶段，节点将整个空域划分为不同的波位，对每个波位进行扫描从而发现新的节点，并与其建立联系使其加入网络中，与其他节点建立通信，在这个阶段完成建网过程。预约阶段的主要作用是分配和预留时频资源，节点根据算法计算结果确定分配的时频资源块，并将结果上传地面站。在数据传输阶段，节点根据分配的时频资源有序传输数据，避免冲突。为表示时频资源的分配结果，假设一个时帧中存在 L 个时频块，使用 0, 1 矩阵 $a_{i,l}$ 来表示时频分配结果，该矩阵是一个 $M \times L$ 大小的矩阵，若 $a_{i,l} = 1$ ，则说明链路 i 占据时频块 l 。

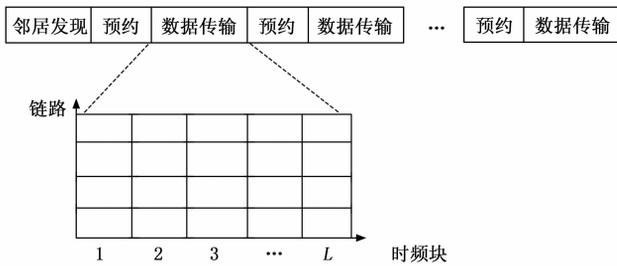


图 2 时帧结构示意图

1.1 位置信息

在三维空间内，设置每个无人机节点坐标为 (x_i, y_i, z_i) ，发射节点和接收节点之间的距离为：

$$d_{i,j}[l] = \sqrt{(x_j[l] - x_i[l])^2 + (y_j[l] - y_i[l])^2 + (z_j[l] - z_i[l])^2} \quad (1)$$

在这个部分，定义俯仰角 φ 为天线波束相对于 xy 平面垂直方向的角度，即它描述了天线波束在垂直方向上的指向程度。具体地，它是天线波束在三维空间中相对于垂直轴 (z 轴) 之间的夹角。可以用如下公式来计算俯仰角：

$$\varphi_{i,j}[l] = \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{(x_j[l] - x_i[l])^2 + (y_j[l] - y_i[l])^2}}{z_j[l] - z_i[l]} \right) \quad (2)$$

俯仰角的范围是 $0 \leq \varphi \leq \pi$ 。方位角 θ 是天线波束在 xy 平面上相对于 x 轴的夹角，即它描述了天线波束在水平面上的方向。可以通过如下公式计算：

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_j[l] - y_i[l]}{x_j[l] - x_i[l]} \right) \quad (3)$$

使用俯仰角和方位角共同描述定向天线的波束指向。

1.2 天线增益

本节将讨论天线增益与俯仰角和方位角的关系，并

且讨论天线旁瓣增益的影响，天线波束的方向会影响具体的天线增益，选择高斯分布模型来表示天线增益随俯仰角和方位角的变化，具体计算公式如下：

$$G(\theta_{i,j}[l], \varphi_{i,j}[l]) = G_{\max} \cdot \exp \left\{ -\frac{[\theta_{i,j}(l) - \theta_0]^2}{2\sigma_\theta^2} \right\} \cdot \exp \left\{ -\frac{[\varphi_{i,j}(l) - \varphi_0]^2}{2\sigma_\varphi^2} \right\} \quad (4)$$

其中： $G(\theta_{i,j}[l], \varphi_{i,j}[l])$ 为节点 i 与节点 j 之间时频块 l 时的天线增益， G_{\max} 是主波束方向上的最大增益。 θ_0, φ_0 为天线主波束中心方向，对应的俯仰角和方位角。 $\sigma_\theta, \sigma_\varphi$ 为俯仰角和方位角的标准差，决定了波束宽度和主波束的集中程度。通常，它们与半功率波束宽度 (HPBW) 相关。具体公式如下：

$$\sigma_\theta = \frac{\theta_{HPBW}}{2 \sqrt{2 \ln(2)}} \quad (5)$$

$$\sigma_\varphi = \frac{\varphi_{HPBW}}{2 \sqrt{2 \ln(2)}} \quad (6)$$

其中： $\theta_{HPBW}, \varphi_{HPBW}$ 分别是俯仰角和方位角方向上的半功率波束宽度。除了天线主瓣增益以外，现实中使用的定向天线通常还需要考虑天线旁瓣带来的影响。实际天线方向图存在多个旁瓣，其增益随角度动态变化且方向非对称。本研究重点聚焦于资源调度算法而非精确电磁干扰建模，将旁瓣统一简化为全向 -10 dB 的辐射特性，可有效降低模型复杂度。主瓣增益通常为 20 dB，旁瓣设为 -10 dB 意味着主旁瓣隔离度达 $30 \sim 40$ dB，与相控阵天线实测方向图特性吻合。

1.3 信道增益

本文为模拟无人机之间通信链路的信号衰减，使用自由空间损耗模型来模拟路径损耗，并考虑阴影衰落和小尺度衰落。

自由空间路径损耗 (FSPL) 模型描述了自由空间中视距路径上的信号衰减：

$$FSPL(\text{dB}) = 20 \log_{10}(d) + 20 \log_{10}(f) + 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi}{c} \right) \quad (7)$$

自由空间路径损耗 (FSPL) 模型描述了自由空间中视距路径上的信号衰减。在这个等式中， d 表示传输和接收之间的距离 (m)， f 表示信号的频率 (Hz)， c 表示真空中的光速 (m/s)。将 FSPL 从 dB 转换为线性刻度，其中 \tilde{L} 表示路径损耗：

$$\tilde{L} = 10^{FSPL(\text{dB})/10} \quad (8)$$

这样可以将路径损耗表达式简化为：

$$\tilde{L} = \left(d \cdot f \cdot \frac{4\pi}{c} \right)^2 \quad (9)$$

因此，信道增益可以用路径损耗的倒数来表示：

$$h = \left(\frac{c}{4\pi d f} \right)^2 \quad (10)$$

阴影衰落是指由于信号传播路径上的大尺度障碍物(如建筑物、山丘等)造成的信号衰减。在无线信道中,信号传输常常受到地形和建筑物的影响,这些影响导致信号在大范围内呈现不同的衰减,称为阴影衰落:

$$h_{\text{shadowing}} = 10^{X_{\text{shadowing}}} \quad (11)$$

其中: $X_{\text{Shadowing}} \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。

小尺度衰落(也称为瑞利衰落)表示由于多路径传播效应(即信号在传播过程中遇到不同的障碍物,导致多条不同路径的信号到达接收端,并发生干扰)造成的信号幅度的快速变化。小尺度衰落通常假设信号的复数增益遵循瑞利分布,其计算公式为:

$$h_{\text{small-scale}} = \left| \frac{1}{\sqrt{2}} [\text{Re}(x) + i \cdot \text{Im}(x)] \right| \quad (12)$$

其中: $x \sim N(0, 1)$

因此总信道增益在考虑路径损耗,阴影衰落,小尺度衰落,天线增益后可表示为:

$$h_{\text{pathloss}} \cdot h_{\text{shadowing}} \cdot h_{\text{small-scale}} \cdot G(\theta_{i,j}[L], \varphi_{i,j}[L]) \quad (13)$$

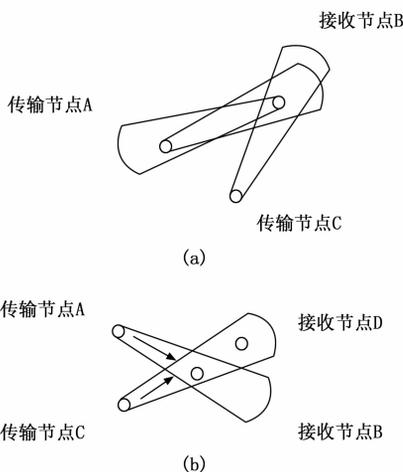


图 3 干扰模型

1.4 干扰模型

由于 MF-TDMA 协议的特性,通常认为不使用相同频资源的链路不会产生干扰。图 3 描述了使用相同频资源的通信链路可能产生干扰的情况。如图 3 (a),传输节点 A 正在和接收节点 B 通信,而传输节点 C 前一时刻在与其他节点通信,没有接收到节点 A 和节点 B 正在通信的信息,误以为节点 B 处于空闲状态,于是像节点 B 发送信息导致干扰。如图 3 (b) 节点 A 与节点 B 形成通信链路并正在通信,节点 C 和节点 D 也是如此,由于波束产生重叠并且接收节点 B 正处在干扰传输节点 C 的波束范围内,因此造成了干扰。由于定向天线的空间特性,理想情况通常认为即使使用相同频资源,只要波束分离,也不会造成干扰,但是实际情况中,使用相同频资源的链路即使波束分离也会

产生一定的干扰,在这里使用旁瓣干扰来描述这种干扰,设定最小分离方位角 $\Delta\theta_{\min}$ 和最小分离俯仰角 $\Delta\varphi_{\min}$ 。如果俯仰角和方位角满足以下条件则认为波束是分离的,且这两个链路使用相同时频资源则干扰为旁瓣干扰。其中最小分离方位角和最小分离俯仰角是根据实际工程应用中经验设置的数值。 $\theta_i[l]$ 和 $\theta_j[l]$ 分别代表两条链路的方位角,公式 (14) 的含义是当两条链路的方位角差距大于等于设定的最小方位角,则判断这两条链路的波束是分离的,公式 (15) 同理:

$$|\theta_i[l] - \theta_j[l]| \geq \Delta\theta_{\min} \quad (14)$$

$$|\varphi_i[l] - \varphi_j[l]| \geq \Delta\varphi_{\min} \quad (15)$$

1.5 优先级和公平性

在无线通信网络中,如何平衡链路优先级和链路公平性是一个重要的问题。在设定的无人机定向自组网中,节点会传输不同类型的数据包,不同业务有不同的优先级需求。传输视频业务的优先级高,传输数据,语音等业务时优先级要求较低,所以应优先为传输视频业务的链路分配资源,保障其 QOS 需求。但这也衍生出另一个问题即公平性问题,如果高优先级链路占据了太多资源,低优先级链路会饥饿,分配到的资源极少,导致无法正常传输业务,因此,本文提出了一个均衡链路优先级和公平性的因子:

$$\zeta_i = \frac{x_i}{N_s} \cdot \sigma + \left(\frac{C_{\text{current},i}}{\tilde{C}_i} \right) \cdot (1 - \sigma) \quad (16)$$

其中: x_i 代表不同业务的优先级, N_s 为业务优先级总数, $C_{\text{current},i}$ 为当前链路容量, \tilde{C}_i 代表长期历史容量,其中 σ 为 $[0, 1]$ 范围内的一个常数,是一个预定义值,用于调整服务优先级与公平性之间的重要性。

1.6 优化模型

根据上述模型,首先计算信噪比:

$$\rho_i[l] = \frac{p_i[l]h_i[l]}{\sum_{j=1, j \neq i}^M h_{i,j}[l]p_{i,j}[l] + N_0} \quad (17)$$

然后根据香农公式计算网络容量:

$$C_i[l] = W \log_2 \left[1 + \frac{p_i[l]h_i[l]}{\sum_{j=1, j \neq i}^M p_{i,j}[l]h_{i,j}[l] + N_0} \right] \quad (18)$$

其中: $I_{i,j}[l] = \sum_{j=1, j \neq i}^M p_{i,j}[l]h_{i,j}[l] + n_0$ 代表其余使用相同频块的链路对当前链路 i 的干扰,如果两条链路的角度满足公式 (14) (15),则使用天线旁瓣增益计算干扰。因此最大化网络容量可以表示:

$$\begin{aligned} & \max_{a, \theta, \varphi} \sum_{i=1}^M \sum_{l=1}^L \zeta_i a_i[l] C_i[l] \\ & C_1: a_i[l] \in \{0, 1\}, \forall i \in M, l \in L \\ & C_2: \sum_{l \in L} a_i[l] \leq L, \forall i \in M \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 C_3: & p_{\min} \leq p_i[l] \leq p_{\max}, \forall i \in M, l \in L \\
 C_4: & \sum_{l=1}^{l=L} a_i[l] C_i[l] \geq C_{\min}, \forall i \in M, l \in L \\
 C_5: & \theta_0 - \frac{\theta_{\text{HPBW}}}{2} \leq \theta_i[l] \leq \theta_0 + \frac{\theta_{\text{HPBW}}}{2}, \forall i \in M, l \in L \\
 C_6: & \varphi_0 - \frac{\varphi_{\text{HPBW}}}{2} \leq \varphi_i[l] \leq \varphi_0 + \frac{\varphi_{\text{HPBW}}}{2}, \forall i \in M, l \in L
 \end{aligned} \tag{19}$$

C_1, C_2 约束是限制时频块分配矩阵为 0, 1 矩阵, 且一条链路最多分配 L 个时频块, C_3 是约束传输功率必须在规定范围内, C_4 保证每条链路的 QOS 需求。 C_5 和 C_6 约束是为了通信时使波束对准。由于时频块分配矩阵是二进制的所以约束 C_1 和 C_2 包含整数变量, 另一方面约束 C_4 是非凸且非线性的, 所以该问题是一个混合整数非线性规划, 常规方法难以解决, 为此提出了一种结合鲸优化算法和逐次凸优化算法的混合迭代分解算法来求解这个问题。

2 迭代分解算法

为了有效解决上述复杂的时频块和功率分配问题, 本文提出了一种低复杂度的迭代分解算法并和二进制鲸优化算法相结合, 其中分别优化时频块矩阵 \mathbf{A} , 传输功率 P 。具体来说, 将大的优化问题分解为两个小优化问题, 在每个优化问题里, 优化其中一个变量, 固定其余变量, 交替迭代优化。在时频块优化问题里, 由于其参数的特殊性, 采用鲸优化算法进行优化, 其余变量的优化采用连续凸优化技术对原优化问题进行变换和处理。最后, 进行多次迭代, 直至优化目标收敛。

2.1 鲸优化算法优化时频块

在这个优化问题中, 固定传输功率 P , 关于时频块矩阵 \mathbf{A} 的优化问题可以表述为:

$$\begin{aligned}
 & \max_a \sum_{i=1}^{i=M} \zeta_i \sum_{l=1}^{l=L} a_i[l] C_i[l] \\
 C1: & a_i[l] \in \{0, 1\}, \forall i \in M, l \in L \\
 C2: & \sum_{l \in L} a_i[l] \leq L, \forall i \in M
 \end{aligned} \tag{20}$$

由于时频块矩阵是二进制的, 因此这是一个二进制整数优化。因此采用二进制鲸优化算法进行优化。鲸优化算法有两个主要阶段, 第一阶段是利用, 即包围猎物和螺旋泡网攻击方法。第二阶段是探索, 即寻找猎物, 下面给出鲸优化算法的数学模型推导。

2.1.1 包围猎物

座头鲸可以识别猎物的位置, 并包围它们。在 WOA 算法中, 假设当前最佳搜索代理是目标猎物, 座头鲸在迭代过程中向最佳搜索代理更新其位置。下面的方程式用于数学地表述这种行为:

$$\vec{D} = |\vec{U} \cdot \vec{Z}^*(k) - \vec{Z}(k)| \tag{21}$$

$$\vec{Z}(k+1) = \vec{Z}^*(k) - \vec{G} \cdot \vec{D} \tag{22}$$

其中: \vec{D} 代表当前解和最优解之间的距离, k 代表迭代次数, $\vec{Z}^*(k)$ 代表最优解的位置, \vec{G} 和 \vec{U} 是系数向量, 由以下表达式计算:

$$\vec{G} = 2 \vec{q} \times \vec{s} - \vec{q} \tag{23}$$

$$\vec{U} = 2 \times \vec{s} \tag{24}$$

\vec{q} 的值是在迭代过程中从 2 逐渐线性减小到 0 的, \vec{s} 是 $[0, 1]$ 之间的随机变量。设置这两个参数的意义在于平衡利用和探索。

2.1.2 螺旋泡网攻击法

同时利用收缩包围和螺旋更新的位置机制来建模螺旋泡网攻击方法。其中收缩包围机制是通过线性减小 \vec{q} 的值使得 \vec{G} 处于 $[-1, 1]$ 之间。

为了模拟鲸鱼的螺旋更新位置行为, 猎物和鲸鱼位置之间的公式可以表示为:

$$\vec{D}' = |Z^*(k) - Z(k)| \tag{25}$$

$$\vec{Z}(k+1) = \vec{D}' \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) + \vec{Z}^*(k) \tag{26}$$

式中, b 是用来定义对数螺旋形状的常数, l 是 $[-1, 1]$ 中的随机数。由于鲸鱼是在一个缩小的圆圈内围绕猎物游动, 同时沿着螺旋形的路径移动, 因此出现这两种动作都十分有可能, 因此使用概率的方法对这两种情况进行建模:

$$\begin{cases} \vec{Z}^*(K) - \vec{G} \times \vec{D}' if p < 0.5 \\ \vec{D}' \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) + \vec{Z}^*(K) if p \geq 0.5 \end{cases} \tag{27}$$

2.1.3 寻找猎物

猎物探索的过程是通过改变 \vec{G} 来实现的, 当时, 使用随机位置来代替最优目标位置, 从而实现全局搜索。数学模型如下:

$$\vec{D} = |\vec{U} \cdot Z_{\text{rand}}(k) - Z(k)| \tag{28}$$

$$\vec{Z}(k+1) = Z_{\text{rand}}(k) - \vec{G} \cdot \vec{D} \tag{29}$$

值得注意的是, 气泡网攻击方法和猎物搜索在任何元启发式算法中都是两个阶段: 利用和探索。气泡网攻击方法侧重于利用当前最优解在局部区域内搜索, 而猎物搜索则是增加解的多样性, 以达到全局解。随着迭代次数的增加, 更需要开发, 而在最初的迭代中更喜欢探索。

这是鲸优化算法的原始形式, 为了满足求解二进制问题的需求, 提出鲸优化算法的二进制版本。其与原来鲸优化算法的最大区别在于位置更新机制的不同, 在二进制鲸优化算法中, 值 0 和 1 之间的切换表示位置更

新, 在当前时刻的变化是由一个概率决定的, 这个概率是根据座头鲸的螺旋形运动计算出来的:

$$\tau_{step} = \frac{1}{1 + \exp(-10(\vec{G} \times \vec{D} - 0.5))} \quad (30)$$

将其视为一个概率, 根据这个来判读当前位是否应该切换。其中 \vec{G} 和 \vec{D} 根据公式 (21) (23) 计算得到。首先, 修正了猎物收缩和包围阶段。鲸鱼的位置根据下面的公式进行修改: 搜索代理的位置表示为:

$$\vec{Z}(K+1) = \begin{cases} \text{complement}(\vec{Z}(K)) & \text{if } p_{BWOA} < \tau_{step} \\ \vec{Z}(K) & \text{if } p_{BWOA} \geq \tau_{step} \end{cases} \quad (31)$$

Complement 表示一个参数的补运算。其次是螺旋更新位置阶段:

$$\vec{Z}(K+1) = \begin{cases} \text{complement}(\vec{Z}(K)) & \text{if } p_{BWOA} < \tau_{step} \\ \vec{Z}(K) & \text{if } p_{BWOA} \geq \tau_{step} \end{cases} \quad (32)$$

只不过这时概率函数变为:

$$\tau'_{step} = \frac{1}{1 + \exp(-10(\vec{G} \times \vec{D} - 0.5))} \quad (33)$$

区别在于 \vec{G} 和 \vec{D} 的计算公式改变为公式 (23) (25)。最后是寻找猎物阶段, 概率函数可以表示为:

$$\tau''_{step} = \frac{1}{1 + \exp(-10(\vec{G} \times \vec{D} - 0.5))} \quad (34)$$

同理, \vec{G} 和 \vec{D} 的计算方式为公式 (23) (28) 搜索代理的位置更新为:

$$\vec{Z}(K+1) = \begin{cases} \text{complement}(\vec{Z}(K)) & \text{if } p_{BWOA} < \tau_{step} \\ \vec{Z}(K) & \text{if } p_{BWOA} \geq \tau_{step} \end{cases} \quad (35)$$

根据不同概率进行不同方式的位置更新后, 计算网络容量值, 并更新最优搜索位置的值, 使其不断靠近, 当迭代达到最大次数或网络容量在连续几次迭代内小于阈值则证明算法收敛。由上述算法可知, 算法复杂度为 $O(T_{max} \cdot N_{agent} \cdot ML)$, 其中, T 是最大迭代次数, N 是代理数量, M 是链路数量, L 代表时频块数量。

2.2 功率优化问题

在这个优化问题中, 固定时频块分配矩阵 A , 关于传输功率的优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} & \max_p \sum_{i=1}^M \zeta_i \sum_{l=1}^L a_i[l] C_i[l] \\ \text{C3: } & p_{\min} \leq p_i[l] \leq p_{\max}, \forall i \in M, l \in L \\ \text{C4: } & \sum_{l=1}^L a_i[l] W \log_2 \left(1 + \frac{p_i[l] h_i[l]}{\sum_{j=1, j \neq i}^M p_{i,j}[l] h_{i,j}[l] + N_0} \right) \geq C_{\min} \end{aligned} \quad (36)$$

可以观察到约束 $C4$ 是一个非凸约束, 需要将其进行凸化然后再求解, 做如下推导:

$$\begin{aligned} C_i[l] &= \log_2 \left(1 + \frac{p_i[l] h_i[l]}{\sum_{j=1, j \neq i}^M p_{i,j}[l] h_{i,j}[l] + N_0} \right) = \\ & \log_2 \left(\sum_{j=1}^{j=M} p_{i,j}[l] h_{i,j}[l] + N_0 \right) - C_{i,j}[l] \end{aligned} \quad (37)$$

其中: $C_{i,j}[l] = \log_2 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{j=M} p_{i,j}[l] h_{i,j}[l] + N_0 \right)$, 为了进一步出了约束 $C4$, 采用逐步凸优化方式, 在每次迭代中, 可以通过对功率进行一阶泰勒展开代替 $C_{i,j}[l]$, 从而使约束凸化, 可以得到如下的推导:

$$\begin{aligned} C_{i,j}[l] &\leq C_{i,j}^{ub}[l] = \log_2 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^{j=M} p_{i,j}^{(k)}[l] h_{i,j}[l] + N_0 \right) + B_{i,j}[l] (p_{i,j}[l] - p_{i,j}^{(k)}[l]) \end{aligned} \quad (38)$$

其中:

$$B_{i,j}[l] = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{j=M} h_{i,j}[l] \log_2 e}{\sum_{g=1, g \neq i}^M p_{i,g}^{(k)}[l] h_{i,g}[l] + N_0}, \text{ 代表链路容}$$

量关于功率的梯度。因此优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} & \max_p \sum_{i=1}^M \zeta_i \sum_{l=1}^L a_i[l] C_i[l] \\ \text{C3: } & p_{\min} \leq p_i[l] \leq p_{\max}, \forall i \in M, l \in L \\ \text{C4: } & \sum_{l=1}^L a_i[l] W \left[\log_2 \left(\sum_{j=1}^{j=M} p_{i,j}[l] h_{i,j}[l] + N_0 \right) - C_{i,j}^{ub}[l] \right] \geq C_{\min} \end{aligned} \quad (39)$$

将这个优化问题转化为为了一个凸问题, 可以很容易的通过 CVX 求解。

3 实验结果与分析

3.1 仿真环境及参数设置

在本节中对提出的混合迭代算法进行仿真实验验证。首先介绍仿真环境及仿真参数。结合实际工程情况, 环境设置为存在若干架无人机, 位置更新遵循固定的运动模式, 从其初始位置以一定的速度和方向飞行, 该位置是在三维空间中随机生成的。假定无人机在 x 、 y 和 z 方向以 100 m/s、100 m/s 和 40 m/s 的速度飞行。一旦确定了初始位置、飞行速度和方向, 就可以计算出每个无人机在每个时频块中的位置。其中一些链路由于传输数据不同具有高优先级, 另一些链路具有低优先级。主要模拟参数列于表 1 中。

为了量化公平性指标, 引入杰恩公平性指数, 其计算表达式如下:

$$J = \frac{\left(\sum_{i=1}^M x_i \right)^2}{M \cdot \sum_{i=1}^M x_i^2} \quad (40)$$

表 1 仿真参数

参数	数值
阴影衰落标准差 (σ_s)	8 dB
发射天线增益 (G_{te})	20 dB
接收天线增益 (G_{tr})	10 dB
路径损耗指数 (α)	2
搜索代理数量	300
权衡参数 (σ)	0.3
噪声功率 (N_0)	1×10^{-10} W
单个时频块带宽 (W)	1 MHz
最小发射功率 (P_{min})	0 W
最大发射功率 (P_{max})	3 W

其中： x_i 表示第 i 条链路的容量。该指数表示资源分配是否公平，越靠近 1 说明越公平，反之靠近 0 则说明不公平。

3.2 算法收敛性分析

提出的混合迭代算法由二进制鲸优化算法和逐次凸优化算法组成，在这一部分，首先对这两种子算法的收敛性进行仿真验证。固定功率发射值，对鲸优化算法的收敛性进行验证。横坐标为迭代次数，纵坐标为网络容量。

如图 4 所示，随着迭代次数的增加，网络容量逐渐上升并于第 5 次迭代后趋于稳定，逐渐收敛到固定网络容量值 4×10^8 左右，证明算法收敛速度快，且收敛性较好。

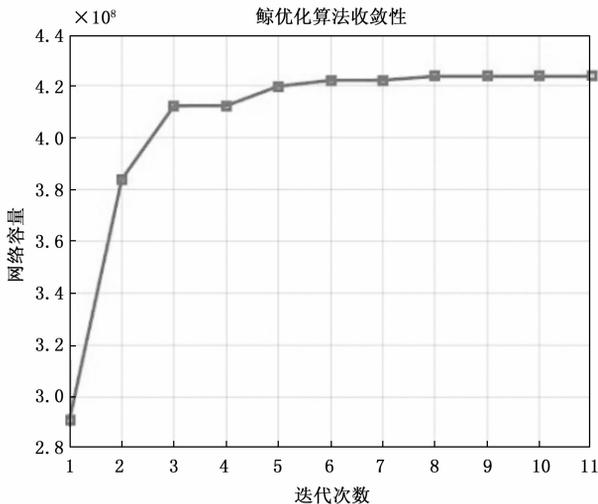


图 4 鲸优化算法收敛性

图 5 展示的图像为固定时频块分配，单独验证逐次凸优化算法的收敛性曲线，从图像趋势来看，网络容量在最初的 10 次迭代内快速上升，表明优化算法在初始阶段能够有效提升系统性能。随后，曲线的增长速率逐渐放缓，在第 15 次迭代左右趋于收敛，并在后续迭代

中保持稳定，说明算法已收敛至最优解附近。

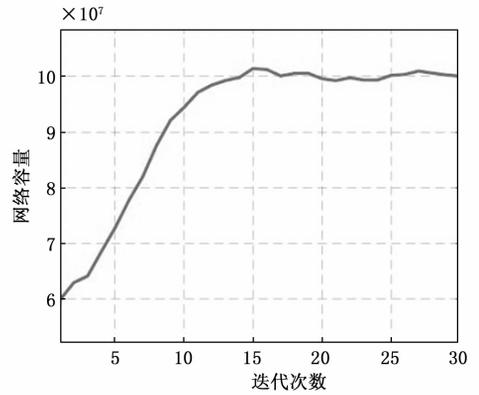


图 5 逐次凸优化算法收敛性

在验证过两种子算法的收敛性后，仿真验证混合迭代算法的收敛性。图 6 展示了 3 种不同链路数量和时频块数量的收敛性曲线，其中 M 代表链路数量， L 代表时频块数量。三条曲线均表现出良好的收敛性，在前 10~15 次迭代内目标函数值迅速上升，随后逐渐趋于平稳，说明优化算法能够在较少的迭代次数内找到接近最优的解。由上图可知，当 $M=10$ 时的网络容量少于当 $M=12$ 时的网络容量，并且当链路数 M 都为 10 时， $L=7$ 的曲线明显高于 $L=5$ 的曲线，这说明更多的链路能够提供更高的空间复用效率，提高网络整体容量，同时也说明增加时隙数 L 能够有效改善资源分配的灵活性，减小了链路间的相互干扰，从而提高系统性能。当链路数 $M=12$ ，时频数 $L=7$ 时收敛性曲线呈现一定的波动趋势，这说明当链路数和时频块数量较多时增大了干扰管理的复杂性。

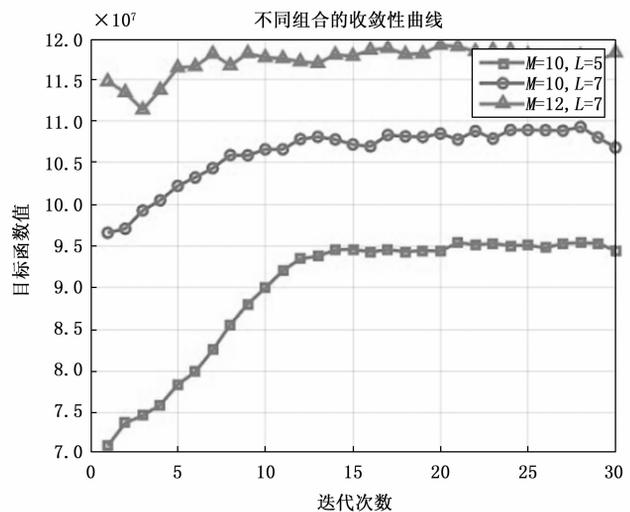


图 6 混合迭代算法收敛性分析

3.3 算法性能分析

在这一部分，通过比较的方式评估以下 3 种算法的

性能。对比的算法为粒子群算法 (PSO, particle swarm optimization) 和固定分配算法, 接下来简要介绍一下这两种算法。粒子群算法是一种基于群体智能的全局优化算法。通过模拟个体 (粒子) 在搜索空间内的移动, 从而有效地寻找最优解^[21]。本研究将时隙分配与功率优化建模为优化问题, 以最大化网络容量为目标, 使用 PSO 进行求解。在 PSO 算法中, 每个粒子代表一种资源分配方案, 包括时频块分配矩阵和功率分配矩阵。这些粒子在搜索空间内随机初始化, 通过计算网络容量来评估每个粒子的适应度 (fitness), 并将适应度最高的粒子作为当前最优解。

固定分配算法为每个链路选择具有最大信道增益的时频块来执行传输; 每个链路采用最大发射功率。接下来将展示混合迭代算法在不同时频块数量时和这两种算法性能的对比如图。

图 7 描述了混合迭代算法在不同时频块数量情况下, 链路数增长对网络容量的影响, 并且和另外两种算法的网络容量进行对比。在 $L=10$ 和 $L=8$ 的情况下, 随着链路数量的增加, 混合迭代算法的网络容量都在增加。并且 $L=10$ 的曲线的网络容量高于 $L=8$ 时的网络容量, 这是因为提出的算法可以复用时频资源, 并且通过控制功率减小相互干扰, 且更多的时频块有助于链路传输数据。这表明混合算法能够更好地适应链路资源变化, 优化网络性能。

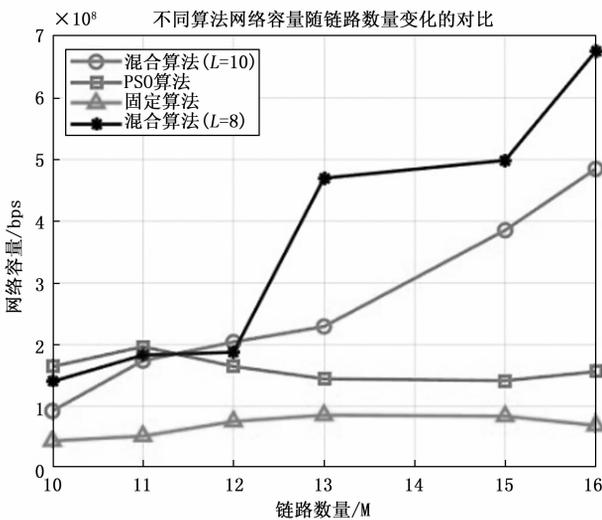


图 7 算法性能对比

如图 8 所示, 设定链路 2 和链路 10 为高优先级链路, 其余链路为低优先级链路。虚线为高优先级链路的最小传输阈值, 由图 8 可见, 两条高优先级链路都满足了最小 QOS 需求, 能高效的传输数据, 其余链路为低优先级链路, 不需要满足最小传输阈值, 但是网络容量基本相近, 说明这些链路对传输资源的分配相对公平。

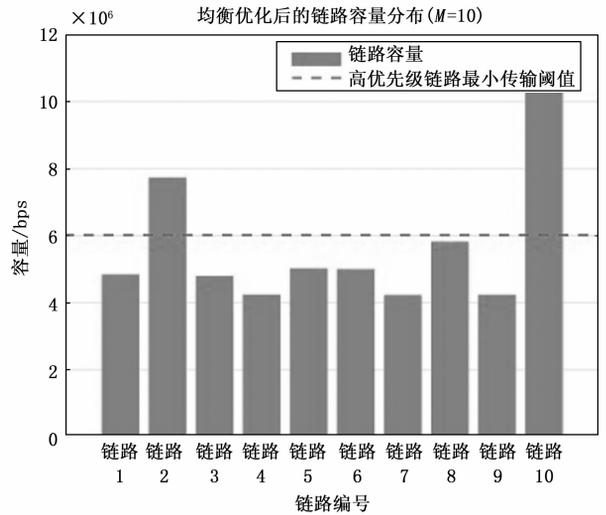


图 8 链路容量示意图

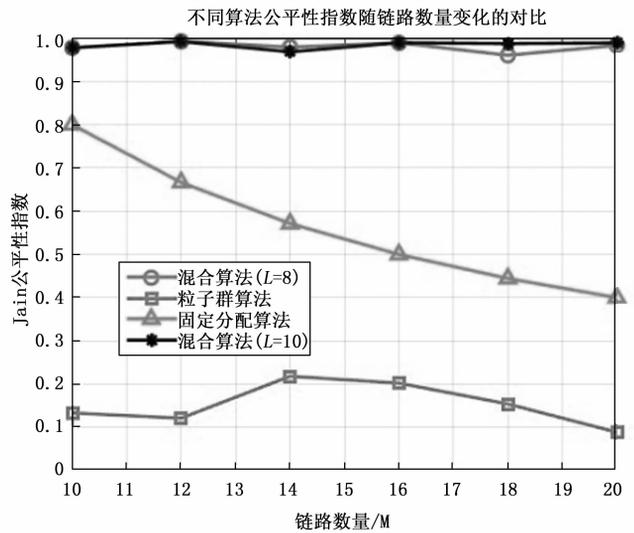


图 9 公平性示意图

图 9 根据上文选择的杰恩公平系数, 对比了 3 种算法的公平性, 由图可知, 提出的混合迭代算法获得了最高的公平性, 随着链路数量的增加, 不管是在 $L=10$ 还是 $L=8$ 的情况下, 算法的公平性因子保持最高, 粒子群算法和固定分配算法公平性相对较低, 因为他们没有考虑均衡链路优先级和公平性问题。随着链路数量的增加, 混合迭代算法保持稳定的高公平性, 说明该算法能够有效平衡资源分配, 适用于链路数量较多的高负载场景。并且当 $L=10$ 的时候, 公平性会更好一些, 说明时频块增加时, 公平性更容易保证。

4 结束语

本文对定向无人机自组网中的多维资源分配技术进行了研究, 提出了一种混合迭代算法来简化处理复杂的多维资源分配问题, 将整体问题分解为时频块优化和功

率优化两个子问题, 分别用二进制鲸优化算法和逐次凸优化算法解决, 在每次迭代中交替优化这两个变量, 直到优化目标收敛。根据实验数值结果可知, 首先, 提出的混合迭代算法在具有良好收敛性的前提下可以有效的在不同链路和不同时频块的情况下解决时频块和功率资源分配问题, 并且和其他算法相比表现出了良好的性能, 其次, 提出的混合迭代算法能有效的满足高优先级链路的 QOS 需求, 且均衡了公平性和优先级, 从而使资源分配呈现出了较高的公平性, 证明提出算法的合理有效。随着无人机在各个领域的更多应用, 研究无人机自组网相关技术十分重要, 在高动态、复杂干扰环境下, 如何实现高效、灵活、可靠的资源分配仍然是一个关键挑战。在未来, 仍需加深在这一领域的研究。

参考文献:

- [1] 尹浩, 魏急波, 赵海涛, 等. 面向有人/无人协同的智能通信与组网关键技术: 现状与趋势 [J]. 通信学报, 2024, 45 (1): 1-17.
- [2] GUO J, GAO H, LIU Z, et al. ICRA: An intelligent clustering routing approach for UAV ad hoc networks [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24 (2): 2447-2460.
- [3] NATKANIEC M, KOSEK-SZOTT K, SZOTT S, et al. A survey of medium access mechanisms for providing QoS in ad-hoc networks [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 15 (2): 592-620.
- [4] MENNES R, CAMELO M, CLAEYS M, et al. A neural-network-based MF-TDMA MAC scheduler for Collaborative Wireless Networks [C] // IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2018, Apr.: 1-8.
- [5] KHAN M A, QURESHI I M, KHAN I U, et al. On the Performance of Flying Ad-hoc Networks (FANETs) with Directional Antennas [C] // 5th International Multi-Topic ICT Conference (IMTIC), Jamshoro, Pakistan, 2018: 1-8.
- [6] WANG H, et al. Joint Resource Allocation on Slot, Space and Power Towards Concurrent Transmissions in UAV Ad Hoc Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21 (10): 8698-8712.
- [7] YANG Z, CAI L, Lu W S. Practical scheduling algorithms for concurrent transmissions in rate-adaptive wireless networks [C] // 2010 Proceedings IEEE INFOCOM, IEEE, 2010: 1-9.
- [8] TAN L, ZHU Z, Ge F, et al. Utility maximization resource allocation in wireless networks: Methods and algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 45 (7): 1018-1034.
- [9] QIAO J, CAI L X, Shen X, et al. STDMA-based scheduling algorithm for concurrent transmissions in directional millimeter wave networks [C] // 2012 IEEE International Conference on Communications (ICC), IEEE, 2012: 5221-5225.
- [10] HU J, ZHENG Y, YANG K. Multi-domain resource scheduling for full-duplex aided wireless powered communication network [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71 (10): 10849-10862.
- [11] PANG X, TANG J, ZHAO N, et al. Energy-efficient design for mmWave-enabled NOMA-UAV networks [J]. Science China Information Sciences, 2021, 64: 1-14.
- [12] Kumar S, SumAN S, De S. Dynamic resource allocation in UAV-enabled mmWave communication networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8 (12): 9920-9933.
- [13] 王玉莹. 无人机辅助物联网中的轨迹优化与资源分配策略研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2022
- [14] WANG J, NA Z, LIU X. Collaborative design of multi-UAV trajectory and resource scheduling for 6G-enabled internet of things [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 8 (20): 15096-15106.
- [15] PHAM Q V, MIRJALILI S, KUMAR N, et al. Whale optimization algorithm with applications to resource allocation in wireless networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69 (4): 4285-4297.
- [16] GUO S, DANG C, LIAO X. Distributed resource allocation with fairness for cognitive radios in wireless mobile ad hoc networks [J]. Wireless Networks, 2011, 17: 1493-1512.
- [17] HAN B, LIU L. Energy-aware resource allocation algorithm for mobile ad hoc networks [C] // 2012 IEEE Fifth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). IEEE, 2012: 10-14.
- [18] Jawhar I, Wu J. Resource allocation in wireless networks using directional antennas [C] // Fourth Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PERCOM06). IEEE, 2006: 10-327.
- [19] ZHANG J, SUN B, HUANG Z. Distributed Time Resource Allocation Algorithm for Multi-beam Directional Ad-hoc Networks [J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28 (6): 1357-1361.
- [20] YINQ, LI Z, PENG M. Dynamic frequency resource allocation method based on multi-beam directional ad-hoc network [C] // 2023 3rd International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Communication (EIECC). IEEE, 2023: 325-329.
- [21] 王峰, 张衡, 韩孟臣, 等. 基于协同进化的混合变量多目标粒子群优化算法求解无人机协同多任务分配问题 [J]. 计算机学报, 2021, 44 (10): 1967-1983.