

# 无人机辅助 D2D 通信网络安全通信资源分配算法

曾晓婉<sup>1</sup>, 王海军<sup>2</sup>, 黄蕾<sup>2</sup>, 马东堂<sup>2</sup>

(1. 中国人民解放军 92689 部队, 广东 湛江 524000; 2. 国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 针对被动窃听下的无人机辅助 D2D 通信网络中能量受限、频谱短缺、同频干扰严重等问题, 考虑每个用户的保密速率和发射功率约束, 引入网络保密能效的概念。基于物理层安全传输理论, 以最大化网络保密能效为目标, 研究频谱复用和功率控制策略的联合优化问题。该问题是非线性非凸优化问题, 提出了一种结合 Dinkelbach 算法和凸近似算法的资源分配算法, 通过凸近似算法将非凸优化问题转化为几何规划问题, 并结合 Dinkelbach 算法保证原问题收敛到全局最优解。仿真结果表明, 所提算法可有效缓和同频干扰, 提高网络保密能效, 平衡网络安全通信性能和功耗之间的关系。

**关键词:** 无人机; D2D 通信; 能效; 资源分配; 物理层安全

**中图分类号:** TN92

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2024014

## Resource allocation algorithm for secure communication in UAV-assisted D2D communication network

ZENG Xiaowan<sup>1</sup>, WANG Haijun<sup>2</sup>, HUANG Lei<sup>2</sup>, MA Dongtang<sup>2</sup>

1. Unit 92689 of the Chinese People's Liberation Army, Zhanjiang 524000, China

2. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

**Abstract:** To solve the problems of energy limitation, spectrum shortage, and serious co-frequency interference in the unmanned aerial vehicle (UAV)-assisted D2D (device-to-device) communication network under passive eavesdropping, the concept of the network secrecy energy efficiency was introduced by taking into account the secrecy rate and transmit power constraints of each user. Based on the physical layer secure transmission theory, the joint optimization problem of spectrum multiplexing and power control strategies was investigated to maximize the network secrecy energy efficiency. The problem was a nonlinear nonconvex problem, a resource allocation algorithm combining Dinkelbach's algorithm and the convex approximation algorithm was proposed to transform the nonconvex optimization problem into a geometric planning problem through the convex approximation algorithm and ensure that the original problem converges to the global optimal solution by Dinkelbach's algorithm. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively mitigate the co-channel interference, improve the network secrecy energy efficiency, and balance the relationship between the secure communication performance and power consumption of the network.

**Keywords:** UAV, D2D communication, energy efficiency, resource allocation, physical layer security

## 0 引言

在复杂恶劣的环境中, 通信极易面临电磁干扰、卫星信号拒止和基础设施被毁等问题, 无人机具有隐

蔽性强、灵活机动、可提供视距链路等优点, 可执行辅助通信、情报搜集、电子对抗等多元化任务, 无人机辅助通信的作用尤其突出<sup>[1]</sup>。D2D 通信支持终端直连、即时启用, 可提高传输速率, 减少传输时延,

收稿日期: 2023-07-05; 修回日期: 2023-09-27

通信作者: 马东堂, dongtangma@nudt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61372099, No.61931020, No.62371462)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61372099, No.61931020, No.62371462)

特别是在边缘地区或者通信盲区,可通过多跳 D2D 通信技术提高网络的覆盖范围<sup>[2]</sup>。将无人机作为空中基站,与 D2D 通信相结合,构建无固定基础设施依托的“广覆盖、高速率、强兼容”的空地一体化局部高速专网,可扩展通信系统容量,提升信息化保障能力<sup>[3]</sup>。然而,无人机通信网络视距传输的特点和无线广播的特性使其易受到地面恶意节点的窃听<sup>[4]</sup>。此外,无人机辅助 D2D 通信网络也存在频谱资源受限和设备能量有限的问题。为了确保被动窃听下的无人机辅助 D2D 通信网络的保密传输,同时缓和同频干扰并降低网络功耗,有必要研究被动窃听下的无人机辅助 D2D 通信网络安全通信资源分配问题。

现有的信息安全防护手段主要采用加密技术,但其往往对设备的计算能力和功耗有较高要求,对露天部署、易被捕获、资源受限的无人机来说,采用加密技术实现安全通信面临较大困难。物理层安全传输技术有望实现无人机网络安全通信与功耗的折中。物理层安全传输研究起源于 1975 年 Wyner<sup>[5]</sup>提出的窃听信道模型,后续的研究证明了当合法信道的容量大于窃听信道的容量时,总存在一种编码方法可使合法接收者几乎无差错地接收到保密信息,而窃听者无法获取任何保密信息<sup>[6]</sup>。作为上层加密方法的有效补充,物理层安全传输技术利用信道本身的物理层特性实现安全传输,不需要复杂的加密算法,具有内生安全属性、较低的计算复杂度和较低的功耗等特点,对大规模、分布式的网络架构有很好的适应性<sup>[7]</sup>。在“多对多”复用模式下,一个蜂窝用户的频谱资源可以与多个 D2D 对共享,一个 D2D 对也可复用多个蜂窝用户的频谱资源。虽然多个用户共享频谱资源会相互干扰,但通过合理的频谱复用和功率控制策略,可在缓和同频干扰的同时,扩大合法信道和窃听信道之间的差距,有望实现安全通信。

然而,现有的关于被动窃听下的无人机辅助无线网络安全通信的研究,主要集中在优化无人机的飞行轨迹<sup>[8-9]</sup>或优化模式选择和协作干扰策略<sup>[10]</sup>。鲜有研究者基于物理层安全传输理论,从资源分配的角度讨论无人机辅助 D2D 通信网络的保密传输问题。文献[8]面向无人机辅助蜂窝网络通信系统,以最大化安全通信能效为目标,联合优化用户调度和无人机三维飞行轨迹。文献[9]面向物联网中存在主动攻击的全双工窃听者,且无人机能够跟踪窃听

者并对窃听信道实施干扰的场景,以最大化系统保密容量为目标,提出基于 Q-learning 的无人机轨迹优化算法。文献[10]提出了一种联合模式选择和协作干扰的隐蔽通信策略,每个用户自适应地在半双工和全双工通信模式之间切换,空闲的 D2D 用户可协作发送干扰信号以干扰窃听者,从而提高隐蔽通信性能。上述文献虽然考虑了网络的安全通信,但未考虑无人机和地面用户的总功耗。

能效是传输速率与功耗的比值,已成为衡量无人机辅助无线通信网络性能的重要指标。保密能效是保密速率与功耗之比,可作为衡量无人机辅助通信网络安全通信性能的指标。现有的工作大多研究能效最大化问题,未考虑被动窃听下网络的安全传输<sup>[11-15]</sup>。文献[11]面向基于无线数能同传(SWIPT, simultaneous wireless information and power transfer)的无人机辅助工业物联网(IIoT, industrial Internet of things),联合优化无人机位置和资源配置策略以最大化 D2D 通信能效。文献[12]面向基于 D2D 通信的 UAV 辅助移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)系统,联合优化无人机和 D2D 用户的发射功率、用户调度策略以及无人机轨迹,以最大化 D2D 通信能效。文献[13]着眼于多个无人机为 D2D 用户提供能量并为蜂窝用户传输数据的场景,对波束宽度、功率和能量收集(EH, energy harvesting)时间比进行联合优化,以最大化 D2D 通信能效。文献[14]面向无人机充当通信中继和基站的场景,通过优化 D2D 对的功率和带宽、无人机轨迹以及用户关联使网络能效最大化。文献[15]面向 D2D 辅助的 UAV-MEC 通信系统,以最小化任务卸载和本地计算过程中的总功耗为目标,对无人机的轨迹、比特数分配和任务分配进行联合优化。

目前,仅有部分研究专注于提高无人机辅助通信网络中的保密能效<sup>[16-19]</sup>。文献[16]针对空地下行被动窃听场景下的安全通信问题,考虑无人机抖动情况下的最小合法信道数据速率约束和最大窃听信道速率约束,联合优化波束成形向量和人工噪声向量,以最小化无人机的发射功率。文献[17]利用 D2D 通信中信道复用产生的干扰,在保证所有地面用户的传输速率和保密速率符合要求的前提下,通过功率控制和信道分配来最大化 D2D 通信能效。然而,该文献研究的是存在窃听者条件下的安全通信问题,虽然将保密速率作为约束条件,但以最大

化 D2D 传输速率和所耗功率之比作为优化目标，缺乏实际意义。文献[18]面向正交频分多址网络，将用户接收的信号分割为 2 个部分，分别用于信息解码和能量收集，以最大化保密能效并最小化能量消耗为目标，提出了一种功率分配算法。文献[19]面向 UAV-MEC 系统，在给定任务时延、无人机 CPU 计算频率和任务卸载率的约束下，联合优化合法无人机悬停位置、CPU 计算频率分配以及计算任务复杂度区分策略，以最大化系统的安全通信能效。

上述工作或是只考虑网络传输的安全性未考虑功耗，或是只考虑通信能效最大化未考虑窃听者存在的情况，或是在场景中引入 SWIPT、EH 等技术，既不适用于本文所面向的被动窃听下的无人机基站辅助地面 D2D 通信的场景，也不能同时满足网络安全通信、缓和同频干扰、节约功率消耗等要求。为此，本文以最大化网络保密能效 (TSEE, total network secrecy energy efficiency) 为目标，即最大化蜂窝用户和 D2D 对的保密速率与功耗之比，基于物理层安全传输理论，提出了一种资源分配算法。本文的主要贡献如下。

1) 面向被动窃听下无人机辅助 D2D 通信网络，考虑最低保密速率和最大发射功率约束，引入网络保密能效的概念。基于物理层安全传输理论，对频谱复用和功率控制策略进行优化，从而扩大合法信道与窃听信道的差异，并最大化网络保密能效。该问题是一个非线性非凸优化问题，很难直接获得解析解。

2) 提出了一种结合 Dinkelbach 算法和凸近似算法的内外迭代优化算法。采用凸近似算法将非凸优化问题转化为几何规划问题，并通过 Dinkelbach 算法确保原问题收敛到最优解。同时给出了本文所提算法的步骤和计算复杂度分析。

3) 与基准算法进行比较，验证了所提算法在优化频谱复用和功率控制策略、缓和同频干扰以及提高保密能效方面的有效性。仿真评估了无人机高度对网络保密能效的影响。

## 1 系统模型和问题描述

### 1.1 场景介绍

考虑如图 1 所示的无人机辅助 D2D 通信网络模型。UAV 基站位于服务区域的中心并悬停在固定高度， $M$  个蜂窝用户和  $N$  个 D2D 对随机分布于区域

内。考虑蜂窝网络上行传输场景，蜂窝用户以频分多址的方式接入 UAV 基站，网络中的频谱资源被划分成  $M$  个子信道，分别分配给  $M$  个蜂窝用户；网络中的多个 D2D 对通过复用多个蜂窝用户的子信道进行数据传输，因此，UAV 基站在接收蜂窝用户信号时会受到 D2D 对发送端的干扰，D2D 对接收端也会受到蜂窝用户以及复用同一频谱资源的其他 D2D 对发送端的干扰。网络中还存在一个被动窃听者，同时窃听蜂窝网络和 D2D 通信的传输数据。

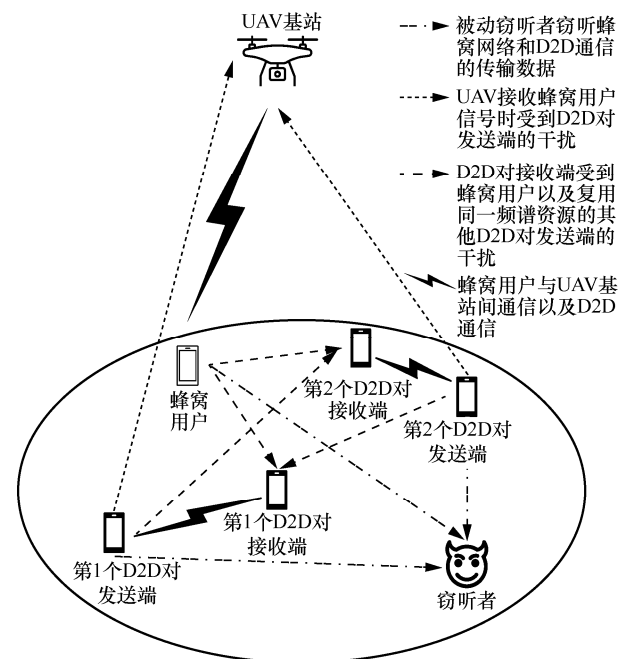


图 1 无人机辅助 D2D 通信网络模型

### 1.2 信道模型

将蜂窝用户和 D2D 对的集合分别表示为  $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$  和  $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ ，第  $n$  个 D2D 对的发送端和接收端分别记为  $D_{Tx,n}$  和  $D_{Rx,n}$ 。

蜂窝用户和 UAV 之间的信道以及 D2D 对发送端与 UAV 之间的信道均为空对地信道。对于空对地信道，本节采用文献[20]推导的空对地信道模型，将路径损耗建模为 LoS (line of sight) 和 NLoS (none line of sight) 分量的概率加权和。蜂窝用户  $C_m$  和 UAV 的平均路径损耗表示为

$$PL_{m,U}^{dB} = PL_{m,U}^{LoS} P_{m,U}^{LoS} + PL_{m,U}^{NLoS} P_{m,U}^{NLoS} = \frac{A}{1 + \alpha \exp(-\beta(\theta_{m,U} - \alpha))} + 20 \lg d_{m,U} + B \quad (1)$$

其中，

$$A = \eta_{\text{LoS}} - \eta_{\text{NLoS}} \quad (2)$$

$$B = 20 \lg \left( \frac{4\pi f_c}{c} \right) + \eta_{\text{NLoS}} \quad (3)$$

$$\theta_{m,U} = \frac{180}{\pi} \tan^{-1} \left( \frac{h}{r_{m,U}} \right) \quad (4)$$

$$d_{m,U} = \sqrt{h^2 + r_{m,U}^2} \quad (5)$$

其中,  $P_{m,U}^{\text{LoS}}$  和  $P_{m,U}^{\text{NLoS}}$  分别表示 LoS 和 NLoS 分量的概率,  $\alpha$  和  $\beta$  是由环境 (例如农村、城市等) 决定的常量因子,  $\theta_{m,U}$  是蜂窝用户  $C_m$  和 UAV 的俯仰角,  $d_{m,U}$  是蜂窝用户  $C_m$  和 UAV 之间的距离,  $\eta_{\text{LoS}}$  和  $\eta_{\text{NLoS}}$  分别是 LoS 和 NLoS 下的平均附加路径损耗 (与环境有关),  $f_c$  是载波频率,  $c$  是光速,  $h$  是 UAV 的高度,  $r_{m,U}$  是蜂窝用户  $C_m$  和 UAV 之间的水平欧氏距离。

第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  和 UAV 之间的信道增益  $g_{m,U}$  为

$$g_{m,U} = 10^{\frac{-\text{PL}_{m,U}^{\text{dB}}}{10}} \quad (6)$$

类似地, 第  $n$  个 D2D 对的发送端  $D_{\text{Tx},n}$  与 UAV 之间的信道增益  $g_{n,U}$  为

$$g_{n,U} = 10^{\frac{-\text{PL}_{n,U}^{\text{dB}}}{10}} \quad (7)$$

对于地面用户之间的信道,  $D_{\text{Tx},n}$  和  $D_{\text{Rx},n}$  之间的信道增益  $g_{n,n}$  为<sup>[21]</sup>

$$g_{n,n} = G d_{n,n}^{-\xi} \zeta_{n,n} \quad (8)$$

其中,  $G$  是  $D_{\text{Tx},n}$  和  $D_{\text{Rx},n}$  之间的路径损耗常数;  $d_{n,n}$  是  $D_{\text{Tx},n}$  和  $D_{\text{Rx},n}$  之间的距离;  $\xi$  是路径损耗指数;  $\zeta_{n,n}$  是  $D_{\text{Tx},n}$  和  $D_{\text{Rx},n}$  之间信道阴影衰落对应的信道增益, 服从对数正态分布。

类似地, 第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  与第  $n$  个 D2D 对的发送端  $D_{\text{Tx},n}$  之间的信道增益  $g_{m,n}$ 、 $D_{\text{Tx},n}$  和  $D_{\text{Rx},n}$  之间的信道增益  $g_{n',n}$ 、蜂窝用户  $C_m$  和 Eve 之间的信道增益  $g_{m,e}$ 、 $D_{\text{Tx},n}$  和 Eve 之间的信道增益  $g_{n,e}$  可分别表示为

$$g_{m,n} = G' d_{m,n}^{-\xi'} \zeta_{m,n} \quad (9)$$

$$g_{n',n} = G' d_{n',n}^{-\xi'} \zeta_{n',n} \quad (10)$$

$$g_{m,e} = G' d_{m,e}^{-\xi'} \zeta_{m,e} \quad (11)$$

$$g_{n,e} = G' d_{n,e}^{-\xi'} \zeta_{n,e} \quad (12)$$

其中,  $G'$  是蜂窝用户、D2D 对和 Eve 之间的路径损耗常数;  $\xi'$  是蜂窝用户、D2D 对和 Eve 之间的路径损耗指数;  $\zeta_{m,n}$ 、 $\zeta_{n',n}$ 、 $\zeta_{m,e}$ 、 $\zeta_{n,e}$  是蜂窝用户、D2D 对和 Eve 之间信道阴影衰落对应的信道增益, 服从对数正态分布。

### 1.3 保密速率和功耗计算

根据 Shannon-Hartley 定理, 第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  的传输速率可归一化表示为

$$R_m^C = \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,U}}{\sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,U} + \sigma^2} \right) \quad (13)$$

其中,  $p_m$  是蜂窝用户  $C_m$  的发射功率,  $p_{n,m}$  是第  $n$  个 D2D 对复用第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  的频谱资源时的发射功率,  $\sigma^2$  是加性白高斯噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise) 功率。

第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  的保密速率可计算为

$$R_m^{\text{CS}} = \left[ \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,U}}{\sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,U} + \sigma^2} \right) - \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,e}}{\sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,e} + \sigma^2} \right) \right]^+ \quad (14)$$

其中,  $[x]^+ = \max\{0, x\}$ 。

类似地, 第  $n$  个 D2D 对  $D_n$  的保密速率为

$$R_n^{\text{DS}} = \left[ \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,n}}{p_m g_{m,n} + \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',n} + \sigma^2} \right) - \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,e}}{p_m g_{m,e} + \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',e} + \sigma^2} \right) \right]^+ \quad (15)$$

其中,  $p_{n',m}$  表示第  $n'$  个 D2D 对发送端  $D_{\text{Tx},n'}$  复用第  $m$  个蜂窝用户  $C_m$  的频谱资源时的发射功率。

考虑电路功率消耗的影响, 蜂窝用户  $C_m$  的功耗为

$$P_m = \frac{1}{\eta} p_m + P_{\text{cir}} \quad (16)$$

第  $n$  个 D2D 对  $D_n$  的功耗为

$$P_n = \frac{1}{\eta} \sum_{m=1}^M p_{n,m} + 2P_{\text{cir}} \quad (17)$$

其中,  $\eta$  表示功率放大器的效率因子,  $P_{\text{cir}}$  表示每个设备自身消耗的一部分功率 (例如混频器、滤波器、模数转换器和基带处理单元所消耗的功率)。

## 1.4 问题描述和建模

为确保被动窃听下无人机辅助 D2D 通信网络的安全通信, 考虑蜂窝用户和 D2D 对的最低保密速率和最大发射功率约束, 通过优化频谱复用和功率控制策略, 最大化整个网络的保密能效。具体来说, 资源分配策略应满足以下要求。

- 1) 蜂窝用户的保密速率  $R_m^{\text{CS}}$  不小于最低保密速率  $R_{\min}^{\text{CS}}$ 。
- 2) D2D 对的保密速率  $R_n^{\text{DS}}$  不小于最低保密速率  $R_{\min}^{\text{DS}}$ 。
- 3) 蜂窝用户的发射功率  $p_m$  不超过最大发射功率  $P_{\max}$ 。
- 4)  $D_n$  复用蜂窝用户  $C_m$  的频谱资源时的发射功率  $p_{n,m}$  不超过最大发射功率  $P_{\max}$ 。
- 5) D2D 对发送端的总发射功率不超过最大发射功率  $P_{\max}$ 。

基于上述要求, 假设 UAV 基站可以获得完美的信道状态信息, 将问题建模如下

$$\begin{aligned} \max_{\{p_m\}, \{p_{n,m}\}} & \frac{\sum_{m=1}^M R_m^{\text{CS}} + \sum_{n=1}^N R_n^{\text{DS}}}{\sum_{m=1}^M P_m + \sum_{n=1}^N P_n} \\ \text{s.t. } & C_{1.1}: R_m^{\text{CS}} \geq R_{\min}^{\text{CS}}, \forall m \\ & C_{1.2}: R_n^{\text{DS}} \geq R_{\min}^{\text{DS}}, \forall n \\ & C_{1.3}: 0 \leq p_m \leq P_{\max}, \forall m \\ & C_{1.4}: 0 \leq p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n, m \\ & C_{1.5}: 0 \leq \sum_{m=1}^M p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $\{p_m\}$  和  $\{p_{n,m}\}$  分别表示蜂窝用户和 D2D 对发送端的发射功率集合; 约束  $C_{1.1}$  和  $C_{1.2}$  保证了每个蜂窝用户和 D2D 对的最低保密速率; 约束  $C_{1.3}$  决定了每个蜂窝用户的发射功率上界;  $C_{1.4}$  表示第  $n$  个 D2D 对复用第  $m$  个蜂窝用户的频谱资源时的发射功率不超过  $P_{\max}$ ;  $C_{1.5}$  表示第  $n$  个 D2D 对复用多个蜂窝用户的频谱资源时, 总的发射功率不超过  $P_{\max}$ 。需要说明的是, 频谱复用策略可通过求解优化问题 P1 得出, 如果  $p_{n,m} > 0$ , 则表示允许  $D_n$  复用蜂窝用户  $C_m$  的频谱资源; 否则, 表示不允许  $D_n$  复用蜂窝用户  $C_m$  的频谱资源。

由于约束  $C_{1.1}$ 、 $C_{1.2}$  确保了  $R_m^{\text{CS}}$  和  $R_n^{\text{DS}}$  为非负数, 因此, 去掉  $R_m^{\text{CS}}$  和  $R_n^{\text{DS}}$  的  $[x]^+$  不会影响原优化问题的最优解。去掉  $R_m^{\text{CS}}$  和  $R_n^{\text{DS}}$  的  $[x]^+$ , 得优化问题 P1 为

$$\begin{aligned} \text{P1: } & \max_{\{p_m\}, \{p_{n,m}\}} \frac{\sum_{m=1}^M \hat{R}_m^{\text{CS}} + \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^{\text{DS}}}{\sum_{m=1}^M P_m + \sum_{n=1}^N P_n} \\ \text{s.t. } & C_{1.1}: \hat{R}_m^{\text{CS}} \geq R_{\min}^{\text{CS}}, \forall m \\ & C_{1.2}: \hat{R}_n^{\text{DS}} \geq R_{\min}^{\text{DS}}, \forall n \\ & C_{1.3}: 0 \leq p_m \leq P_{\max}, \forall m \\ & C_{1.4}: 0 \leq p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n, m \\ & C_{1.5}: 0 \leq \sum_{m=1}^M p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n \end{aligned} \quad (19)$$

其中,

$$\begin{aligned} \hat{R}_m^{\text{CS}} &= \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,U}}{\left( \sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,U} + \sigma^2 \right)} \right) - \\ & \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,e}}{\left( \sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,e} + \sigma^2 \right)} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \hat{R}_n^{\text{DS}} &= \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,n}}{p_m g_{m,n} + \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',n} + \sigma^2} \right) - \\ & \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,e}}{p_m g_{m,e} + \sum_{\substack{n'=1 \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',e} + \sigma^2} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

优化问题 P1 是一个非线性非凸优化问题, 很难直接获得最优解。为此, 提出一种结合 Dinkelbach 算法和凸近似算法的内外迭代优化算法来求解优化问题。

## 2 算法设计

### 2.1 Dinkelbach 算法

Dinkelbach 算法被广泛用于解决非线性分数规划问题, 具有良好的收敛性, 因此, 本文采用 Dinkelbach 算法处理优化问题 P1<sup>[22]</sup>。

最优网络保密能效为

$$q^* = \max_{\{p\} \in \mathbb{P}} \frac{\sum_{m=1}^M \hat{R}_m^{\text{CS}} + \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^{\text{DS}}}{\sum_{m=1}^M P_m + \sum_{n=1}^N P_n} \quad (22)$$

其中,  $\mathbf{p}$  表示优化变量  $p_m$  和  $p_{n,m}$ ,  $\mathbb{P}$  表示满足约束条件  $C_{1.1} \sim C_{1.5}$  的可行解集。

由文献[22]可知, 借助辅助变量  $q$ , 优化问题 P1 可以等效为优化问题 P2。

$$\begin{aligned} \text{P2: } & \max_{\{p\}} f(\mathbf{p}, q) \\ \text{s.t. } & C_{1.1} \sim C_{1.5} \end{aligned} \quad (23)$$

其中,

$$f(\mathbf{p}, q) \triangleq \sum_{m=1}^M \hat{R}_m^{\text{CS}} + \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^{\text{DS}} - q \left( \sum_{m=1}^M P_m + \sum_{n=1}^N P_n \right) \quad (24)$$

显然,  $f(\mathbf{p}, q)$  是关于变量  $q$  的线性、单调递减函数。

最优网络保密能效  $q^*$  在开始时是未知的, 但可通过 Dinkelbach 算法求得。具体地, 首先, 选择一个满足约束条件的频谱复用和功率控制初始策略, 计算初始保密能效  $q^{(0)}$ , 其中, 上标  $(\cdot)$  表示算法的某次迭代。随后, 令  $q=q^{(0)}$ , 求解优化问题 P2, 获得相应的最优资源分配策略和保密能效值。同样, 在接下来的每次迭代中, 用上次迭代得到的保密能效值来更新  $q$  值, 并求解相应的优化问题。经过多次迭代更新, 变量  $q$  的值将会收敛到优化问题 P1 的最优网络保密能效  $q^*$ , 且  $q^*$  满足  $\max_{\{p\} \in \mathbb{P}} f(\mathbf{p}, q^*) = 0$ 。设置迭代精度参数为  $\varepsilon_1$ , 最大迭代次数为  $T_1^{\max}$ , Dinkelbach 算法如算法 1 所示。

### 算法 1 Dinkelbach 算法

- 1) 初始化  $q^{(0)}$ 、 $\{p_m\}^{(0)}$  和  $\{p_{n,m}\}^{(0)}$ ;
- 2) while  $l < T_1^{\max}$  or  $|q^{(l)} - q^{(l-1)}| > \varepsilon_1$  do
- 3) 令  $q=q^{(l)}$ , 求解优化问题 P2, 得到  $\{p_m\}^{(l+1)}$ 、 $\{p_{n,m}\}^{(l+1)}$ ;
- 4) 
$$q^{(l+1)} = \frac{\sum_{m=1}^M \hat{R}_m^{\text{CS}(l+1)} + \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^{\text{DS}(l+1)}}{\sum_{m=1}^M P_m^{(l+1)} + \sum_{n=1}^N P_n^{(l+1)}}$$
- 5) end while
- 6) 输出此时的最优网络保密能效  $q^*=q^{(l)}$  以及频谱复用和功率控制策略。

## 2.2 凸近似算法

算法 1 的关键是求解优化问题 P2。然而, P2 是非凸优化问题, 由于形式上与几何规划较相似, 可将其凸近似为几何规划问题。

为简化书写, 令

$$C(\{p_{n,m}\}) = \sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,U} + \sigma^2 \quad (25)$$

$$D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) = p_m g_{m,n} + \sum_{\substack{n'=1, \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',n} + \sigma^2 \quad (26)$$

$$\hat{C}(\{p_{n,m}\}) = \sum_{n=1}^N p_{n,m} g_{n,e} + \sigma^2 \quad (27)$$

$$\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) = p_m g_{m,e} + \sum_{\substack{n'=1, \\ n' \neq n}}^N p_{n',m} g_{n',e} + \sigma^2 \quad (28)$$

则 P2 的目标函数可写为

$$\begin{aligned} \max_{\{p_m\}, \{p_{n,m}\}} & \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,U}}{C(\{p_{n,m}\})} \right) - \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_m g_{m,e}}{\hat{C}(\{p_{n,m}\})} \right) + \\ & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,n}}{D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) - \\ & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{n,m} g_{n,e}}{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) - \\ & q \sum_{m=1}^M \left( \frac{1}{\eta} p_m + P_{\text{cir}} \right) - q \sum_{n=1}^N \left( \frac{1}{\eta} \sum_{m=1}^M p_{n,m} + 2P_{\text{cir}} \right) \end{aligned} \quad (29)$$

由于  $q \sum_{m=1}^M P_{\text{cir}}$  和  $q \sum_{n=1}^N 2P_{\text{cir}}$  均为常量, 因此将其从

优化问题 P2 的目标函数中剔除。此外, 利用对数函数的性质进一步将目标函数转换为乘积形式。则优化问题 P2 等效为优化问题 P3。

$$\begin{aligned} \text{P3: } & \min_{\{p_m\}, \{p_{n,m}\}} \prod_{m=1}^M \left( \frac{C(\{p_{n,m}\})}{C(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,U}} \right) \cdot \\ & \prod_{m=1}^M \frac{\hat{C}(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,e}}{\hat{C}(\{p_{n,m}\})} \cdot \\ & \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( \frac{D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})}{D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,n}} \right) \cdot \\ & \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( \frac{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,e}}{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) \cdot \\ & \prod_{m=1}^M 2^{\frac{q}{\eta} p_m} \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M 2^{\frac{q}{\eta} p_{n,m}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & C_{1.1}: \frac{C(\{p_{n,m}\})}{C(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,U}} \cdot \\ & \frac{\hat{C}(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,e}}{\hat{C}(\{p_{n,m}\})} \leq \frac{1}{2^{R_{\min}^{\text{CS}}}}, \forall m \\ & C_{1.2}: \prod_{m=1}^M \left( \frac{D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})}{D(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,n}} \right) \cdot \\ & \prod_{m=1}^M \left( \frac{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,e}}{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) \leq \frac{1}{2^{R_{\min}^{\text{DS}}}}, \forall n \\ & C_{1.3}: 0 \leq p_m \leq P_{\max}, \forall m \\ & C_{1.4}: 0 \leq p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n, m \end{aligned}$$

$$C_{1.5}: 0 \leq \sum_{m=1}^M p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n \quad (30)$$

为进一步简化书写, 令

$$d_c(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) = C(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,u} \quad (31)$$

$$d_D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) = D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) + p_{n,m} g_{n,n} \quad (32)$$

此外, 定义函数  $u_i(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$  为正项式  $d_c(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$  的第  $i$  个单项式, 函数  $v_j(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$  为正项式  $d_D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$  的第  $j$  个单项式, 函数  $\hat{u}_i(\{p_{n,m}\})$  为正项式  $\hat{C}(\{p_{n,m}\})$  的第  $i$  个单项式, 函数  $\hat{v}_j(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})$  为正项式  $\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})$  的第  $j$  个单项式。

对于优化问题 P3 分母中的正项式, 将其凸近似为其紧下界<sup>[23]</sup>, 即

$$d_c(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) \geq f(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) \quad (33)$$

$$d_D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) \geq g(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) \quad (34)$$

$$\hat{C}(\{p_{n,m}\}) \geq \hat{f}(\{p_{n,m}\}) \quad (35)$$

$$\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) \geq \hat{g}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) \quad (36)$$

其中,

$$f(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) = \prod_i \left( \frac{u_i(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})}{\alpha_i} \right)^{\alpha_i} \quad (37)$$

$$g(\{p_m\}, \{p_{n,m}\}) = \prod_j \left( \frac{v_j(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})}{\beta_j} \right)^{\beta_j} \quad (38)$$

$$\hat{f}(\{p_{n,m}\}) = \prod_i \left( \frac{\hat{u}_i(\{p_{n,m}\})}{\hat{\alpha}_i} \right)^{\hat{\alpha}_i} \quad (39)$$

$$\hat{g}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) = \prod_j \left( \frac{\hat{v}_j(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})}{\hat{\beta}_j} \right)^{\hat{\beta}_j} \quad (40)$$

其中,  $\alpha_i$ 、 $\beta_j$ 、 $\hat{\alpha}_i$  和  $\hat{\beta}_j$  是由上一次迭代获得的最优资源分配结果计算得出的常量, 分别表示为

$$\alpha_i^{(t)} = \frac{u_i(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n,m}\}^{(t-1)})}{d_c(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n,m}\}^{(t-1)})} \quad (41)$$

$$\beta_j^{(t)} = \frac{v_j(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n,m}\}^{(t-1)})}{d_D(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n,m}\}^{(t-1)})} \quad (42)$$

$$\hat{\alpha}_i^{(t)} = \frac{\hat{u}_i(\{p_{n,m}\}^{(t-1)})}{\hat{C}(\{p_{n,m}\}^{(t-1)})} \quad (43)$$

$$\hat{\beta}_j^{(t)} = \frac{\hat{v}_j(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n',m}\}^{(t-1)})}{\hat{D}(\{p_m\}^{(t-1)}, \{p_{n',m}\}^{(t-1)})} \quad (44)$$

显然,  $f(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$ 、 $g(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})$ 、 $\hat{f}(\{p_{n,m}\})$  和  $\hat{g}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})$  均是单项式的乘积, 仍为单项式。

对于目标函数 P3 的指数项, 采用 0 附近的一阶 Taylor 近似, 即

$$\prod_{m=1}^M 2^{\frac{q}{\eta} p_m} \approx \prod_{m=1}^M \left( 1 + \left( \frac{q}{\eta} \ln 2 \right) p_m \right) \quad (45)$$

$$\prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M 2^{\frac{q}{\eta} p_{n,m}} \approx \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( 1 + \left( \frac{q}{\eta} \ln 2 \right) p_{n,m} \right) \quad (46)$$

综上, 可将优化问题 P3 凸近似为优化问题 P4。

$$\begin{aligned} \text{P4: } \min_{\{p_m\}, \{p_{n,m}\}} & \prod_{m=1}^M \left( \frac{C(\{p_{n,m}\})}{f(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})} \right) \cdot \\ & \prod_{m=1}^M \frac{\hat{C}(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,c}}{\hat{f}(\{p_{n,m}\})} \cdot \\ & \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( \frac{D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})}{g(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})} \right) \cdot \\ & \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( \frac{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,c}}{\hat{g}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) \cdot \\ & \prod_{m=1}^M \left( 1 + \left( \frac{q}{\eta} \ln 2 \right) p_m \right) \cdot \\ & \prod_{n=1}^N \prod_{m=1}^M \left( 1 + \left( \frac{q}{\eta} \ln 2 \right) p_{n,m} \right) \end{aligned}$$

$$\text{s.t. } C_{1.1}: \frac{C(\{p_{n,m}\})}{f(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})} \frac{\hat{C}(\{p_{n,m}\}) + p_m g_{m,c}}{\hat{f}(\{p_{n,m}\})} \leq \frac{1}{2^{\frac{R_{cs}}{B_m}}}, \forall m$$

$$C_{1.2}: \prod_{m=1}^M \left( \frac{\hat{D}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\}) + p_{n,m} g_{n,c}}{\hat{g}(\{p_m\}, \{p_{n',m}\})} \right) \cdot$$

$$\prod_{m=1}^M \left( \frac{D(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})}{g(\{p_m\}, \{p_{n,m}\})} \right) \leq \frac{1}{2^{\frac{R_{ns}}{B_m}}}, \forall n$$

$$C_{1.3}: 0 \leq p_m \leq P_{\max}, \forall m$$

$$C_{1.4}: 0 \leq p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n, m$$

$$C_{1.5}: 0 \leq \sum_{m=1}^M p_{n,m} \leq P_{\max}, \forall n \quad (47)$$

在优化问题 P4 中，目标函数是正项式的乘积，仍为正项式，不等式约束中的函数均为正项式，因此，优化问题 P4 是一个几何规划问题。几何规划问题不是凸优化问题，但通过变量代换以及目标函数、约束函数的等价转换，可以将其转换为凸形式的几何规划问题<sup>[24]</sup>。MATLAB 中的 CVX 工具箱可直接将几何规划问题转化成凸形式的几何规划问题并求解。设置迭代精度参数为  $\varepsilon_2$ ，最大迭代次数为  $T_2^{\max}$ ，凸近似算法如算法 2 所示。

**算法 2 凸近似算法**

- 1) 初始化得  $q^{(0)}$ 、 $\{p_m\}^{(0)}$ 和 $\{p_{n,m}\}^{(0)}$ ;
- 2) while  $t < T_2^{\max}$  or  $|q^{(t)} - q^{(t-1)}| > \varepsilon_2$  do
- 3) 基于给定的  $\alpha_i^{(t)}, \beta_j^{(t)}, \hat{\alpha}_i^{(t)}, \hat{\beta}_j^{(t)}$ ，求解 P4，得到  $\{p_m\}^{(t)}$ 、 $\{p_{n,m}\}^{(t)}$ 和  $q^{(t)}$ ;
- 4) 根据式 (41) ~ 式 (44) 计算  $\alpha_i^{(t+1)}, \beta_j^{(t+1)}, \hat{\alpha}_i^{(t+1)}, \hat{\beta}_j^{(t+1)}$ ;
- 5) end while;
- 6) 输出此时的最优网络保密能效  $q^* = q^{(t)}$  以及频谱复用和功率控制策略。

**2.3 资源分配算法设计**

资源分配算法流程如图 2 所示。具体地，采用 Dinkelbach 算法，将原非线性分式规划问题 P1 转化为等价的减法形式。在 Dinkelbach 算法的内层循环中，通过凸近似算法将非凸优化问题 P2 转化为几何规划问题 P4。最后，通过内外迭代优化得到最优资源分配方案。

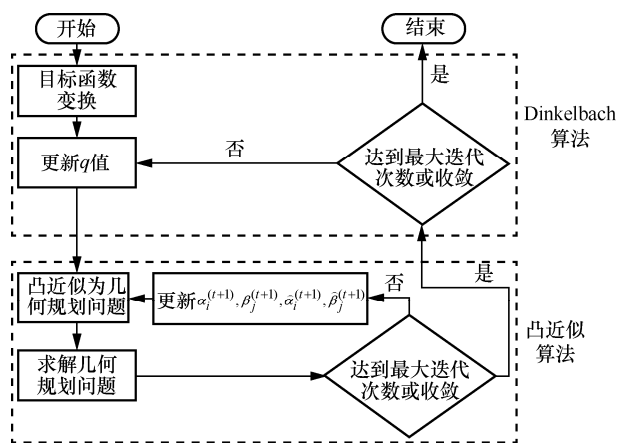


图2 资源分配算法流程

最终的内外迭代优化的资源分配算法如算法 3 所示。

**算法 3 内外迭代优化的资源分配算法**

设置  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, T_1^{\max}, T_2^{\max}$ ；初始化系统参数：信道状态信息、用户数、 $R_{\min}^{\text{CS}}, R_{\min}^{\text{DS}}, P_{\max}, \sigma^2, P_{\text{cir}}, \eta$ ；

- 1) 初始化  $q^{(0)}$ 、 $\{p_m\}^{(0)}$ 和 $\{p_{n,m}\}^{(0)}$ ;
- 2) while  $l < T_1^{\max}$  or  $|q^{(l)} - q^{(l-1)}| > \varepsilon_1$  do
- 3) 令  $q = q^{(l)}$ ;
- 4) while  $t < T_2^{\max}$  or  $|q^{(t)} - q^{(t-1)}| > \varepsilon_2$  do
- 5) 根据  $\{p_m\}^{(t)}$ 和 $\{p_{n,m}\}^{(t)}$ 计算  $\alpha_i^{(t+1)}, \beta_j^{(t+1)}, \hat{\alpha}_i^{(t+1)}, \hat{\beta}_j^{(t+1)}$ ;
- 6) 将优化问题 P2 凸近似为 P4；
- 7) 求解 P4，得到  $\{p_m\}^{(t+1)}$ 和  $\{p_{n,m}\}^{(t+1)}$ ;
- 8) 
$$q^{(t+1)} = \frac{\sum_{m=1}^M \hat{R}_m^{\text{CS}(t+1)} + \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^{\text{DS}(t+1)}}{\sum_{m=1}^M P_m^{(t+1)} + \sum_{n=1}^N P_n^{(t+1)}}$$
- 9)  $\{p_m\}^* \leftarrow \{p_m\}^{(t+1)}, \{p_{n,m}\}^* \leftarrow \{p_{n,m}\}^{(t+1)}$
- 10) end while
- 11) 根据  $\{p_m\}^*$ 和 $\{p_{n,m}\}^*$ 计算  $q^{(t+1)}$ ;
- 12) end while;
- 13) 输出此时的最优网络保密能效  $q^* = q^{(l)}$  以及频谱复用和功率控制策略。

**3 计算复杂度分析**

所提算法主要包含 Dinkelbach 算法和凸近似算法两部分。Dinkelbach 算法的计算复杂度与迭代精度和用户数相关<sup>[22]</sup>，即  $O\left(\frac{1}{\varepsilon_1^2} \log(M + N)\right)$ 。CVX 工具箱求解凸优化问题基于原对偶内点法<sup>[24]</sup>，设 CVX 处理数据的精度为  $\varepsilon$ ，其复杂度为  $O\left((MN)^3 \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)\right)$ 。因此，总的计算复杂度为

$$O\left(\frac{1}{\varepsilon_1^2} T_2^{\max} (MN)^3 \log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \log(M + N)\right)$$

**4 仿真分析**

**4.1 仿真设置**

设置蜂窝小区的覆盖半径为 500 m，UAV 基站位于蜂窝小区的中心，蜂窝用户、D2D 对与 Eve 在蜂窝小区中随机分布。在密集城市环境中，D2D 对

之间的路径损耗参数( $G, \zeta$ )设置为( $1.58 \times 10^{-15}$ , 4), 蜂窝用户、Eve 与 D2D 对接收端之间的路径损耗参数( $G', \zeta'$ )设置为( $1.55 \times 10^{-13}$ , 3.76), 且由文献[20], 可将地面用户和 UAV 之间的路径损耗参数( $\alpha, \beta, \eta_{\text{LoS}}, \eta_{\text{NLoS}}$ )设置为(12.08, 0.11, 1.6, 23)。具体的仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 资源分配算法仿真参数设置

参数	值
蜂窝用户数量 $M$	1~8
D2D 对数量 $N$	1~8
无人机高度 $h/m$	100~1 000
D2D 对最大传输距离 $d_{n,n}/m$	25
地面用户和 UAV 之间的路径损耗参数( $\alpha, \beta, \eta_{\text{LoS}}, \eta_{\text{NLoS}}$ )	(12.08, 0.11, 1.6, 23)
载波频率 $f_c / \text{GHz}$	2.4
D2D 对之间的路径损耗参数( $G', \zeta'$ )	( $1.58 \times 10^{-15}$ , 4)
蜂窝用户、Eve 与 D2D 对接收端之间的路径损耗参数( $G, \zeta$ )	( $1.55 \times 10^{-13}$ , 3.76)
阴影衰落对应的信道增益 $\zeta_{m,n}, \zeta_{n',n}, \zeta_{m,e}, \zeta_{n,e}, \zeta_{n,n}$	$\zeta_{m,n}, \zeta_{n',n}, \zeta_{m,e}, \zeta_{n,e}, \zeta_{n,n} \sim N(0,5)$
蜂窝用户的最低保密速率 $R_m^{\text{CS}} / (\text{bit} \cdot (\text{s} \cdot \text{Hz})^{-1})$	1
D2D 对的最低保密速率 $R_m^{\text{DS}} / (\text{bit} \cdot (\text{s} \cdot \text{Hz})^{-1})$	1
蜂窝用户和 D2D 对的发射功率上限 $P_{\text{max}}/\text{W}$	1
高斯白噪声 $\sigma^2 / \text{dBm}$	-121.45
功率放大器效率因子 $\eta$	0.35
设备的电路功耗 $P_{\text{cir}}/\text{W}$	0.1
收敛阈值 $\epsilon_1, \epsilon_2$	$10^{-1}$
Dinkelbach 算法迭代次数 $T_1^{\text{max}}$	30
凸近似算法的迭代次数 $T_2^{\text{max}}$	15

## 4.2 算法性能评估

### 4.2.1 迭代收敛性

D2D 对数量固定为 4 个、蜂窝用户数量从 1 增加到 8 时所提算法的收敛情况如图 3(a)所示, 蜂窝用户数量固定为 4 个、D2D 对数量从 1 增加到 8 时所提算法的收敛情况如图 3(b)所示。蜂窝用户数量变化和 D2D 对数量变化时, 收敛所需迭代次数的变化情况分别如图 3(c)和图 3(d)所示, 收敛所需迭代次数为 20 次仿真得到的收敛所需迭代次数中出现频率最高的次数。每次仿真的蜂窝用户、D2D 对和 Eve 的位置均随机生成。值得说明的是, 图 3(a)、图 3(b)展示的仿真结果是 20 次仿真结果中的某次仿真结果, 该次仿真结果的收敛所需迭代次数与图 3(c)、图 3(d)展示的收敛所需迭代次数相同。为

简化书写, ( $\cdot, \cdot$ )中的数值分别表示蜂窝用户数量和 D2D 对数量。

由图 3(a)和图 3(b)可知, 蜂窝用户和 D2D 对的数量和分布不同, 收敛情况各不相同, TSEE 也不尽相同。由图 3(c)和图 3(d)可知, 不论是蜂窝用户数量固定、D2D 对数量变化, 还是 D2D 对数量固定、蜂窝用户数量变化, 收敛所需迭代次数均随着用户数量的增加而增加, 这表明算法的复杂度与用户数量有关, 然而, 其增长速度较缓慢。

### 4.2.2 不同算法性能对比

为了验证本文所提算法的性能, 将本文算法与以下算法进行性能对比。

1) 粒子群优化 (PSO, particle swarm optimization) 算法。每个搜索粒子的位置代表问题的一个可行解 (即功率控制和频谱复用策略), 对应一个由网络保密能效决定的适应度值, 搜索粒子参照适应度值最大的粒子的位置更新自身的速度和位置, 并多次迭代找到最优解<sup>[25]</sup>。

2) 随机频谱与功率分配 (RSPA, random spectrum and power allocation) 算法。在符合约束条件的前提下, 随机进行资源分配。

3) 文献[17]算法。对频谱复用和功率控制策略进行优化, 优化目标是最大化 D2D 通信能效, 同时保证蜂窝用户和 D2D 对的传输速率和保密速率符合要求。将优化问题分为功率控制和信道分配 2 个子问题, 基于 Dinkelbach 算法、拉格朗日对偶法和 Kuhn-Munkres 算法, 内外迭代优化求得最优解。

4) 基于蜂窝用户保密能效最大化算法。以最大化蜂窝用户保密能效为目标, 对频谱复用和功率控制策略进行优化, 同时保证所有蜂窝用户和 D2D 对的传输速率和保密速率符合要求。

在相同场景下对所提算法、PSO 算法、RSPA 算法、文献[17]算法和基于蜂窝用户保密能效最大化算法进行比较, 不同算法的 TSEE 对比如图 4 所示。其中, PSO 算法的结果是在同一场景下仿真 20 次所得结果的平均值。

由图 4 可知, 在提高网络保密能效方面, 本文算法的性能最佳, 文献[17]算法和 PSO 算法次之, 基于蜂窝用户保密能效最大化算法和 RSPA 算法性能最差。PSO 算法的性能取决于参数设置, 且极易陷入局部最优解, 因此性能欠佳。文献[17]算法也是将非凸优化问题转化为凸优化问题进行求解, 但其优化目标是最大化 D2D 通信能效, 仿真结

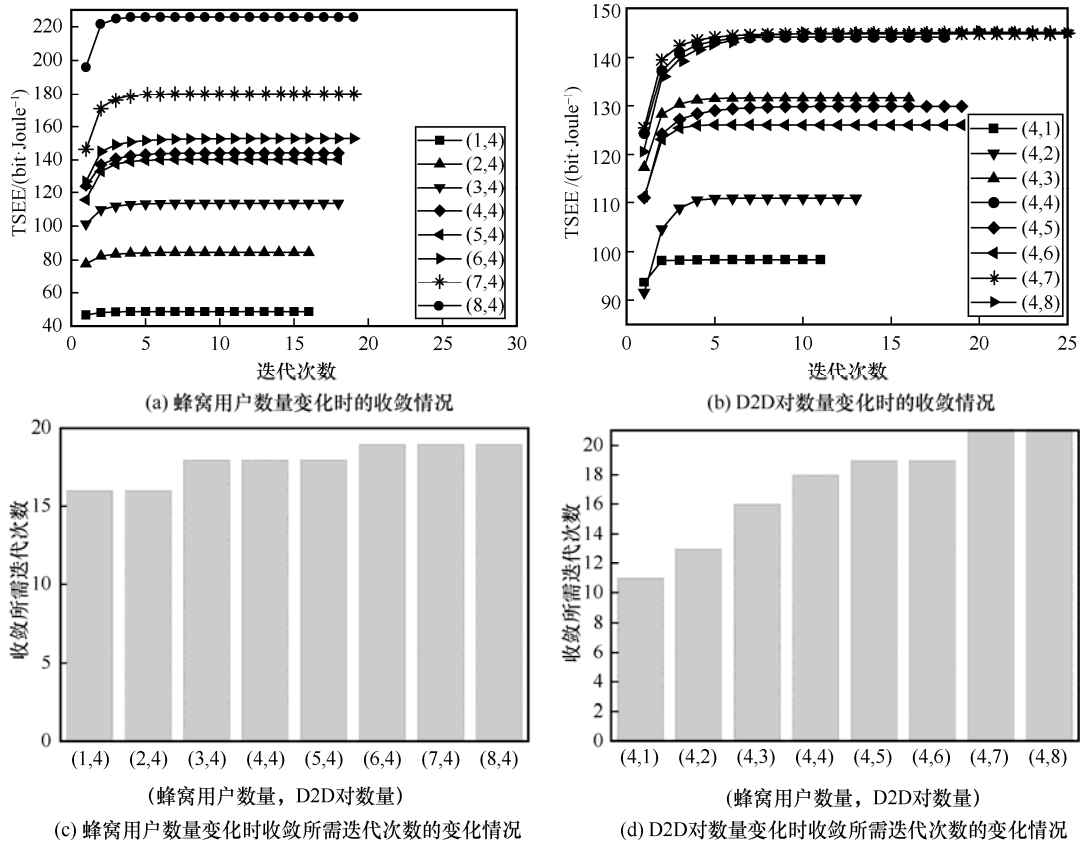


图 3 内外迭代优化的资源分配算法的迭代收敛性

果显示，在提高网络保密能效上，该算法稍逊于本文算法，这是因为 D2D 对通信距离较短、传输速率较高，通过资源分配算法，能以比蜂窝用户还低的功耗达到远高于蜂窝用户的保密速率，因此 D2D 通信能效对 TSEE 的影响较大，两者呈正相关的关系。基于蜂窝用户保密能效最大化算法以最大化蜂窝用户保密能效为目标，算法运行结果显示，蜂窝用户保密能效的提高是以大大降低 D2D 对传输速率和保密速率为代价，使 TSEE 的数值也随之降低。

此外，观察所提算法的 TSEE 可发现，当蜂窝用户和 D2D 对数量之和相等时，蜂窝用户数量大于 D2D 对数量的情况与蜂窝用户数量小于 D2D 对数量的情况相比，前者的 TSEE 比后者大。这是因为前者相比于后者，D2D 对可复用的频谱资源相对较多，尽管频谱复用不可避免地存在同信道干扰，但可采用频谱复用和功率控制策略来缓和干扰，从而以较小的发射功率获得较高的保密速率。这也证明了所提算法在优化频谱复用和功率控制策略、缓和干扰以及提高网络保密能效方面的有效性。

### 4.2.3 无人机高度对网络性能的影响

定义蜂窝通信保密能效 (CSEE, secrecy energy efficiency of cellular communication) 为所有蜂窝用户的总保密速率与总功耗之比, D2D 通信保密能效 (DSEE, secrecy energy efficiency of D2D communication) 为所有 D2D 对的总保密速率与总功耗之比。为了分析无人机高度对 TSEE、CSEE 和 DSEE 的影响, 在蜂窝用户数量和 D2D 对数量分别为(3,1)、(3,2)、(3,3)、(3,4)和(3,5)时,

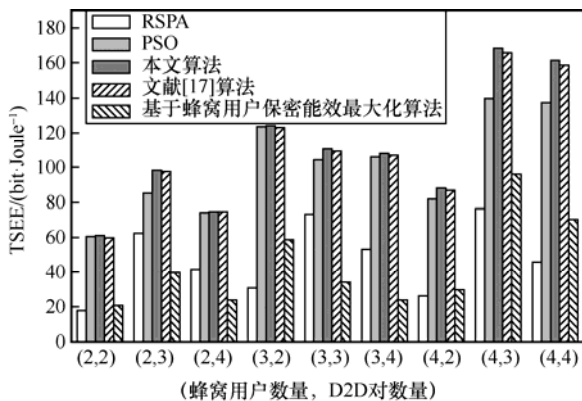
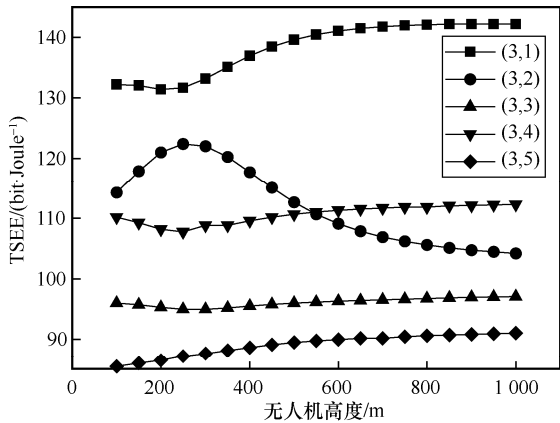
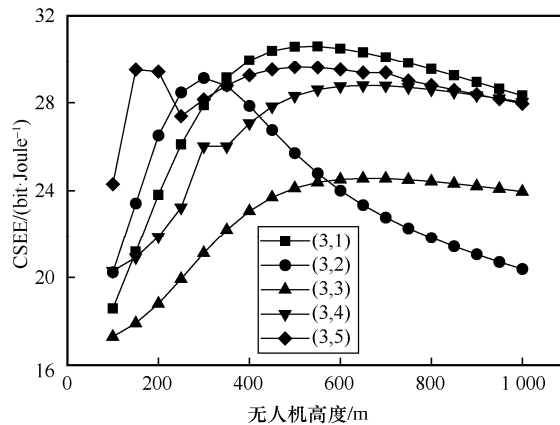


图 4 不同算法的 TSEE 对比

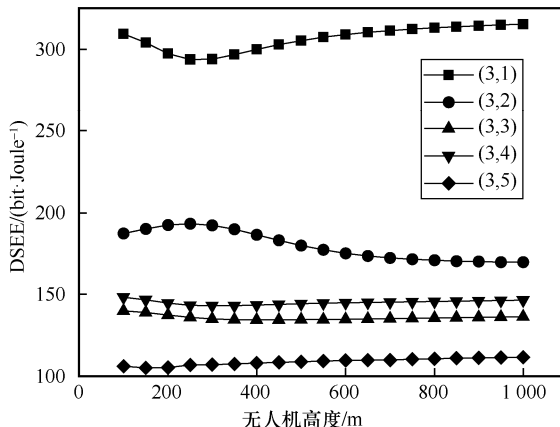
改变无人机高度，采用所提算法进行仿真，仿真结果如图 5 所示。



(a) TSEE随无人机高度的变化情况



(b) CSEE随无人机高度的变化情况



(c) DSEE随无人机高度的变化情况

图 5 无人机高度对 TSEE、CSEE 和 DSEE 的影响

由图 5(a)可知，当蜂窝用户数量和 D2D 对数量为(3,2)时，TSEE 呈现先增大后减小最后趋于平稳的趋势；当蜂窝用户数量和 D2D 对数量为(3,1)、(3,3)和(3,4)时，TSEE 呈现先减小后增大最后趋于平稳的趋势；当蜂窝用户数量和 D2D 对数量为(3,5)时，

TSEE 逐渐增大最后趋于平稳。这是因为无人机高度的变化对不同位置、不同数量的蜂窝用户和 D2D 对的影响各不相同，TSEE 可能先减小后增大，也可能先增大后减小，但最后都趋于平稳。由图 5(b)可知，总体上 CSEE 呈现先增大后减小最后趋于平稳的趋势，这是因为空对地信道增益随着无人机高度的升高先增大后减小，当空对地信道增益增大时，蜂窝用户能以较小的发射功率满足最低保密速率约束，因此 CSEE 呈现增大趋势。由图 5(c)可知，DSEE 变化幅度不大（本文定义变化幅度为观测范围内最大值与最小值之差的绝对值占最终趋于平稳的数值的百分比），这是因为 D2D 通信距离较短、传输速率较高，即使因频谱复用而受到蜂窝用户和其他 D2D 对的干扰，且蜂窝用户会随着无人机高度的变化而改变发射功率，但通过合理分配资源，D2D 通信可实现较高的保密速率，蜂窝用户的干扰变化对其影响不大。

### 5 结束语

本文对被动窃听下的无人机辅助 D2D 通信网络资源分配算法进行研究。考虑最低保密速率和最大发射功率约束，以最大化网络保密能效为目标，对频谱复用和功率控制策略进行联合优化。该问题是一个非线性非凸优化问题，很难直接获得解析解，为此本文提出了一种结合 Dinkelbach 算法和凸近似算法的内外迭代优化算法，采用凸近似算法将非凸优化问题转化为几何规划问题，并通过 Dinkelbach 算法确保原问题收敛到最优解。仿真验证了本文所提算法在优化频谱复用和功率控制策略、缓和干扰以及提高保密能效方面的有效性，并评估了无人机高度对网络保密能效的影响。

本文的研究基于完美的信道状态信息和精确的用户位置信息。然而，在实际的无人机通信网络中，由于链路时延、无人机的动态飞行和窃听者的被动属性，获取完美的信道状态信息和精确的位置信息是很困难的。因此，下一步将重点研究信道状态信息和用户位置信息不完美情况下的无人机辅助网络安全通信技术。

### 参考文献：

[1] 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.

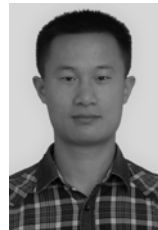
[2] LIU X N, LI Z, ZHAO N, et al. Transceiver design and multihop D2D for UAV IoT coverage in disasters[J]. IEEE Internet of Things Journal,

- 2019, 6(2): 1803-1815.
- [3] XU Y J, GUI G, GACANIN H, et al. A survey on resource allocation for 5G heterogeneous networks: current research, future trends, and challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(2): 668-695.
- [4] FOTOUHI A, QIANG H R, DING M, et al. Survey on UAV cellular communications: practical aspects, standardization advancements, regulation, and security challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(4): 3417-3442.
- [5] WYNER A D. The wire-tap channel[J]. *The Bell System Technical Journal*, 1975, 54(8): 1355-1387.
- [6] CSISZAR I, KORNER J. Broadcast channels with confidential messages[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1978, 24(3): 339-348.
- [7] GUO D K, CAO K, XIONG J, et al. A lightweight key generation scheme for the Internet of things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(15): 12137-12149.
- [8] 袁敏鑫. 基于 D2D 场景下无人机辅助的蜂窝网络通信系统能效研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.  
YUAN M X. Research on energy efficiency of UAV-assisted cellular network communication system based on D2D scene[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.
- [9] 高远, 谭蓉俊, 邓志祥. 无人机辅助物理层安全下的保密性能优化[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(8): 2730-2738.  
GAO Y, TAN R J, DENG Z X. Secrecy performance optimization of unmanned aerial vehicle-aided physical layer security[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(8): 2730-2738.
- [10] YANG B, TALEB T, FAN Y Y, et al. Mode selection and cooperative jamming for covert communication in D2D underlaid UAV networks[J]. *IEEE Network*, 2021, 35(2): 104-111.
- [11] SU Z J, FENG W M, TANG J, et al. Energy-efficiency optimization for D2D communications underlying UAV-assisted industrial IoT networks with SWIPT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(3): 1990-2002.
- [12] QI X H, YUAN M X, ZHANG Q Y, et al. Joint power-trajectory-scheduling optimization in a mobile UAV-enabled network via alternating iteration[J]. *China Communications*, 2022, 19(1): 136-152.
- [13] ZHANG J X, CHUAI G, GAO W D. Energy-efficient optimization for energy-harvesting-enabled mmWave-UAV heterogeneous networks[J]. *Entropy*, 2022, 24(2): 300.
- [14] ALSHAROA A, YUKSEL M. Energy efficient D2D communications using multiple UAV relays[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(8): 5337-5351.
- [15] SELIM M M, RIHAN M, YANG Y T, et al. Optimal task partitioning, Bit allocation and trajectory for D2D-assisted UAV-MEC systems[J]. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 2021, 14(1): 215-224.
- [16] 文阳. 抖动无人机空-地通信窃听与窃听对抗研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2021.  
WEN Y. Research on eavesdropping and anti-eavesdropping in air-to-ground communications with jittery UAV[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [17] CHEN P X, ZHOU X, ZHAO J, et al. Energy-efficient resource allocation for secure D2D communications underlying UAV-enabled networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(7): 7519-7531.
- [18] YU H Y, GUO S T, YANG Y Y, et al. Secrecy energy efficiency optimization for downlink two-user OFDMA networks with SWIPT[J]. *IEEE Systems Journal*, 2019, 13(1): 324-335.
- [19] 余雪勇, 邱礼翔, 宋家宁, 等. 无人机辅助边缘计算中安全通信与能效优化策略[J]. *通信学报*, 2023, 44(3): 45-54.  
YU X Y, QIU L X, SONG J N, et al. Security communication and energy efficiency optimization strategy in UAV-aided edge computing[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(3): 45-54.
- [20] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(6): 569-572.
- [21] LIANG L, LI G Y, XU W. Resource allocation for D2D-enabled vehicular communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(7): 3186-3197.
- [22] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492-498.
- [23] 祁忠勇, 李威铸, 林家祥. 信号处理与通信中的凸优化从基础到应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021.  
QI Z Y, LI W J, LIN J X. Convex optimization in signal processing and communication: from basic to application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2021.
- [24] BOYD S, VANDENBERGHE L. 凸优化[M]. 王书宁, 许鋈, 黄晓霖, 译. 北京: 清华大学出版社, 2013.  
BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. WANG S N, XU J, HUANG X L (translate). Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [25] MONTES D O M A, STUTZLE T, BIRATTARI M, et al. Frankenstein's PSO: a composite particle swarm optimization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 1120-1132.

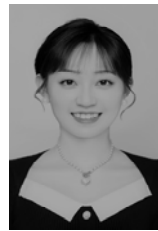
### 【作者简介】



曾晓婉 (1993- ), 女, 福建莆田人, 中国人民解放军 92689 部队工程师, 主要研究方向为无人机集群智能组网、物理层安全等。



王海军 (1993- ), 男, 安徽淮北人, 博士, 国防科技大学讲师, 主要研究方向为无人机集群智能组网、信息物理系统等。



黄蕾 (1998- ), 女, 湖南长沙人, 国防科技大学博士生, 主要研究方向为物理层安全、定向通信等。



马东堂 (1969- ), 男, 安徽灵璧人, 博士, 国防科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为宽带通信与网络、物理层安全、认知无线电与认知网络等。