

认知无人机网络中次级链路吞吐量优化研究

达新宇^① 张宏伟^② 胡航^{*①} 潘钰^② 井锦玲^③

^①(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

^②(空军工程大学研究生院 西安 710077)

^③(中国人民解放军94162部队 西安 710600)

摘要: 无人机(UAV)的便携性和高机动性使其与认知无线电(CR)结合的应用场景更加实用。在构建的无人机认知无线网络(CRN)模型中, 该文提出UAV单弧度吞吐量优化方案, 在确保检测概率的前提下优化感知弧度最大化UAV平均吞吐量。考虑在信道条件不理想情况下进一步改善感知性能, 提出基于协作频谱感知(CSS)的多弧度吞吐量优化方案, 利用交替迭代优化(AIO)算法对感知弧度和弧度数量进行联合优化以最大化吞吐量。仿真结果表明, 该文提出的多弧度协作频谱感知方案在信道衰落严重时, 对于主用户(PU)服务质量(QoS)和UAV吞吐量有明显提升。

关键词: 认知无线电; 无人机; 频谱感知; 帧结构; 吞吐量

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)08-1934-08

DOI: 10.11999/JEIT200056

Throughput Optimization of Secondary Link in Cognitive UAV Network

DA Xinyu^① ZHANG Hongwei^② HU Hang^① PAN Yu^② JING Jinling^③

^①(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^②(Graduate School, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^③(Unit 94162 of PLA, Xi'an 710600, China)

Abstract: The application of Unmanned Air Vehicles (UAV)-enabled Cognitive Radio (CR) is widely used due to the convenience and high mobility of the UAV. In the UAV-based Cognitive Radio Network (CRN), the throughput optimization scheme in single radian is firstly investigated, in which the sensing radian is optimized to maximize the average throughput of UAV. Then, a multi-radian throughput optimization scheme based on Cooperative Spectrum Sensing (CSS) is studied to improve the sensing performance under the non-ideal channel, and the throughput of the UAV is maximized by utilizing an Alternative Iterative Optimization (AIO) algorithm. The simulation results show that the proposed scheme has better performance on improving the throughput of the UAV and ensuring the Quality-of-Service (QoS) of the Primary User (PU) when the channel fading is serious.

Key words: Cognitive Radio (CR); Unmanned Air Vehicle (UAV); Spectrum Sensing (SS); Frame structure; Throughput

1 引言

近年来, 无人机(Unmanned Air Vehicle, UAV)

功能的多样性及操作的简易性^[1]使其为越来越多无法人为操作的应用场景提供了一种解决方案, 受到研究人员的广泛关注。UAV最初应用于军事行动、安全通信、监视和侦察等领域^[2,3], 目前配备传感器和通信设备的UAV可以完成许多复杂的任务。UAV在进行信息传输时受路径损耗影响较小, 这拓宽了其在通信技术方面的应用前景^[4]。然而, UAV也面临着许多挑战, 其中一个关键的挑战是频谱资源稀缺, 近年来5G网络^[5]、D2D(Device-to-Device)通信^[6]和物联网(Internet of Things, IoT)^[7]快速发展, 使频谱需求急剧增长。无人机主要工作在IEEE S-频段, IEEE L-频段以及工业, 科学和

收稿日期: 2020-01-14; 改回日期: 2020-04-30; 网络出版: 2020-07-08

*通信作者: 胡航 xd_huhang@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571460, 61901509, 61671475), 博士后创新人才计划(BX201700108), 空军工程大学校长基金(XZJK 2019033), 空军工程大学信息与导航学院创新基金(YNLX1904025)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571460, 61901509, 61671475), The National Postdoctoral Program for Innovative Talents (BX201700108), The President Foundation of Air Force Engineering University (XZJK 2019033), The Innovation Foundation of Air Force Engineering University (YNLX1904025)

医疗频段，这些频段被许多其他无线网络(如WIFI、蓝牙、IEEE 802.15.4网络)使用，各种无线网络的共存使无人机的频谱资源更加紧张，频谱需求愈加迫切^[8]。

认知无线电(Cognitive Radio, CR)作为一种提升频谱利用率的技术，可以使次用户(Secondary User, SU)择机利用主用户(Primary User, PU)的频谱^[9]。在Interweave模式下，SU只有在检测到PU空闲的情况下才能使用PU的授权频谱。如果发生漏检，SU将干扰PU的正常工作，因此，高效、安全的频谱感知对于保障PU和SU的服务质量(Quality-of-Service, QoS)极为关键^[10]。由于信道衰落和噪声干扰等影响，单用户频谱感知的接收信号能量较小，导致检测性能并不理想，进而提出协作频谱感知(Cooperative Spectrum Sensing, CSS)以改善感知性能^[11]，在CSS中，多个局部感知结果由融合中心(Fusion Center, FC)利用诸如“AND”准则、“OR”准则和“n-out-of-K”准则等做出全局决策^[12]。虽然CSS可以提升感知性能，增大次级链路吞吐量，但是若CSS消耗较多的感知时间，将导致传输时间和吞吐量减少^[13]。因此，通过优化感知时间可以实现对次级链路吞吐量的优化。

目前，结合UAV和CR网络的相关研究文献还比较少，文献^[14]研究了UAV通信的关键技术，并指出基于CR的UAV可以为UAV的大规模部署带来重要效益；文献^[15]研究了MIMO认知无线电系统的上行链路，利用UAV作为中继实现PU和SU与基站(Base Station, BS)的通信；文献^[16]通过建立精确的空地(Air to Ground, A2G)链路信道模型，对A2G链路的传输速率性能进行了仿真分析；本文在已有研究的基础上，构建认知无人机网络模型并分析了UAV在A2G信道下的感知吞吐量优化问题，

在保证检测概率的基础上优化感知弧度，最大化UAV的平均吞吐量。为进一步改善感知性能，本文提出一种多弧度CSS吞吐量优化方案，该方案通过联合优化感知弧度和弧度数量最大化认知无人机网络次级链路平均吞吐量。仿真结果表明，优化感知方案可以使UAV获得更好的传输性能，且多弧度CSS技术在信道衰落严重时可以有效地提升次级链路吞吐量、保障QoS。

2 模型建立

系统模型如图1所示，认知无人机网络由BS₁和UAV组成，BS₁为与UAV进行通信的基站，BS₂为与PU进行通信的基站，且UAV与PU及BS₂之间并无协作。PU与BS₁距离为R_P，UAV作为SU以飞行速度v飞行于以BS₁为中心的圆周轨道上，轨道半径为R_S，飞行高度为H。UAV的一个飞行周期包含l帧飞行时隙，飞行时隙由感知时隙和传输时隙构成，UAV仅在检测到PU空闲时利用PU频谱资源并向BS₁传输数据。在该模型中，为方便研究UAV圆周飞行特点，以弧度为研究对象，将每帧飞行弧度划分为感知弧度和传输弧度。假设一个飞行时隙对应的弧度为B，感知弧度为β，传输弧度为B - β，则感知时隙t_β为

$$t_{\beta} = \frac{R_s \beta}{v} \tag{1}$$

BS₁、PU和UAV的位置点如图1(b)所示，分别为B点、P点和S点。设UAV与x轴的夹角为α，UAV与PU的距离为： $d_{SP} = \sqrt{H^2 + R_s^2 + R_p^2 - 2R_s R_p \cos \alpha}$ ，UAV与BS₁之间的距离为 $d_{SB} = \sqrt{R_s^2 + H^2}$ 。

用h_{ij}代表3条不同链路的信道增益，i与j表示每条链路的两个节点，i ∈ {S, P}, j ∈ {P, B}。在该网络中，存在两种信道模型：

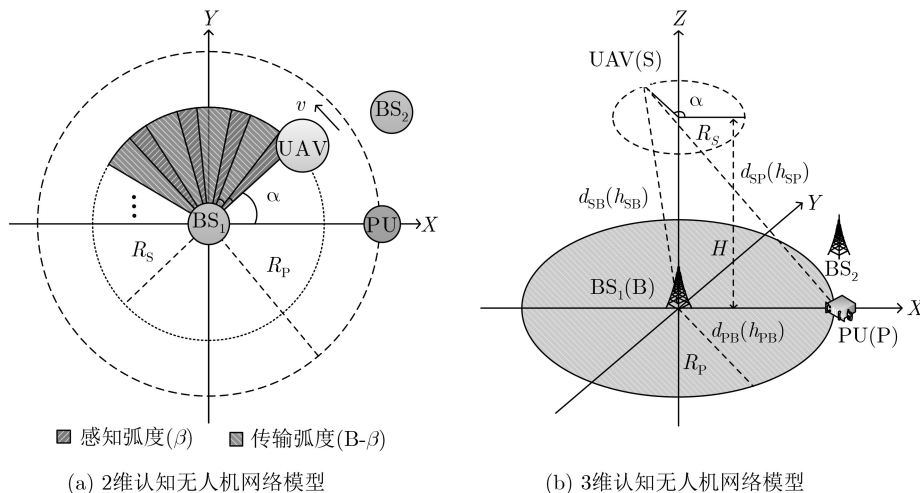


图1 认知无人机网络模型

(1) 地面(Ground to Ground, G2G)信道, 例如模型中的 h_{PB} 。PU与BS₁之间存在地面障碍物遮挡, 该信道为非视距(Non-Line of Sight, NLoS)信道。

(2) 空地(Air to Ground, A2G)信道, 例如模型中的 h_{SB} 和 h_{SP} , 该信道存在一定的概率为视距(Light of Sight, LoS)信道或NLoS信道, 这取决于无人机与地面通信设备的仰角以及环境特征^[17]。

由文献^[18]知, i 与 j 两节点之间为LoS信道的概率表达式: $p_{ij}^{LoS} = \frac{1}{1 + \omega_1 \exp(-\omega_2(\theta_{ij} - \omega_1))}$, 其中, θ_{ij} 为无人机与地面通信设备的仰角(角度), ω_1 和 ω_2 为环境特征参数。与信道相干时间相比, 系统总传输时间较长, 因此主要关注信道的平均统计量, 只考虑信道中的大尺度衰落, 信道增益表达式为^[19]

$$h_{ij}^X(d_{ij}) = \frac{1}{\sqrt{PL_{ij}^X(d_{ij})}}, X \in \{\text{LoS}, \text{NLoS}\} \quad (2)$$

其中, h_{ij}^X 代表3条不同链路在LoS和NLoS两种信道环境下的信道增益, X 表示信道类型, $X \in \{\text{LoS}, \text{NLoS}\}$ 。 $PL_{ij}^X(d_{ij})$ 表示两种信道环境下, i 与 j 两节点间的路径损耗, 其表达式为: $PL_{ij}^X(d_{ij}) = 20 \lg \left(\frac{4\pi f d_{ij}}{c} \right) + L_X$, 其中 f 为载波频率, c 为光速, L_X 为LoS或NLoS链路的平均附加损耗。

UAV利用其内置传感器使用能量检测法感知PU的存在状态。假设UAV接收到的信号为

$$\mathbf{y}(m) = \mu \mathbf{s}(m) \mathbf{h}_{ij}(m) + \mathbf{n}(m), \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

其中 μ 为PU的状态参数, $\mu = 1$ 表示PU存在, $\mu = 0$ 表示PU空闲; $\mathbf{s}(m)$ 为PU发射机的发射信号, $\mathbf{h}_{ij}(m)$ 表示 i 与 j 之间的信道增益, $\mathbf{n}(m)$ 表示UAV接收到的噪声; M 为采样点数, $M = t_\beta f_s$, f_s 为采样频率。 $\mathbf{y}(m)$ 的能量统计量为 $E(y) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |\mathbf{y}(m)|^2$, 当 M 数量足够大时, 该统计量服从高斯分布。依据文献^[20], 虚警概率和检测概率在LoS和NLoS信道下分别为 $P_f^X(\lambda, \beta) = P_r(E(y) > \lambda | \mu = 0) = Q \left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_n^2} - 1 \right) \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v}} \right)$ 和 $P_d^X(\lambda, \beta) = P_r(E(y) > \lambda | \mu = 1) = Q \left(\left(\frac{\lambda}{\sigma_n^2} - \gamma^X - 1 \right) \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v(2\gamma + 1)}} \right)$, 式中 σ_n^2 是噪声功率, λ 为能量检测阈值, $X \in \{\text{LoS}, \text{NLoS}\}$, $\gamma^X = \frac{P_P |h_{SP}^X|^2}{\sigma_n^2}$ 为感知信噪比, P_P 为PU的发射功率。

函数 $Q(x)$ 表达式为 $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} \exp \left(-\frac{u^2}{2} \right) du$ 。为保证感知性能, 通常设定目标检测概率为 \bar{P}_d , 虚警概率可表示为

$$P_f^X = Q(\varepsilon^X + \gamma^X \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v}}), \quad X \in \{\text{LoS}, \text{NLoS}\} \quad (4)$$

其中, $\varepsilon^X = \sqrt{2\gamma^X + 1} Q^{-1}(\bar{P}_d)$ 。可得A2G信道下的虚警概率和检测概率为

$$\left. \begin{aligned} P_f &= p_{SP}^{LoS} P_f^{LoS} + (1 - p_{SP}^{LoS}) P_f^{NLoS} \\ P_d &= p_{SP}^{LoS} P_d^{LoS} + (1 - p_{SP}^{LoS}) P_d^{NLoS} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

3 单弧度感知吞吐量优化

本节将研究UAV感知性能与可实现平均吞吐量的优化问题。UAV向BS₁传输数据, 其传输功率为 P_S 。当PU空闲时, SU单位带宽内的传输速率定义为 C_0 , LoS和NLoS两种信道下的单位带宽传输速率分别为 $C_0^{LoS} = \log_2 \left(1 + \frac{P_S |h_{SB}^{LoS}|^2}{\sigma_n^2} \right)$ 和 $C_0^{NLoS} = \log_2 \left(1 + \frac{P_S |h_{SB}^{NLoS}|^2}{\sigma_n^2} \right)$; 当PU存在时, SU单位带宽内的传输速率定义为 C_1 , LoS和NLoS两种信道下的单位带宽传输速率分别为 $C_1^{LoS} = \log_2 \left(1 + \frac{P_S |h_{SB}^{LoS}|^2}{\sigma_n^2 + P_P |h_{PB}^{G2G}|^2} \right)$ 和 $C_1^{NLoS} = \log_2 \left(1 + \frac{P_S |h_{SB}^{NLoS}|^2}{\sigma_n^2 + P_P |h_{PB}^{G2G}|^2} \right)$, 其中 $P_P |h_{PB}^{G2G}|^2$ 表示在BS₁处测得的PU的干扰功率, 考虑两种信道的存在概率, 可得单位带宽下的平均传输速率为

$$\left. \begin{aligned} C_0 &= p_{SB}^{LoS} C_0^{LoS} + (1 - p_{SB}^{LoS}) C_0^{NLoS} \\ C_1 &= p_{SB}^{LoS} C_1^{LoS} + (1 - p_{SB}^{LoS}) C_1^{NLoS} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

且 $C_0 > C_1$ 。PU空闲的概率用 $P_r(\mu = 0)$ 表示, PU存在的概率用 $P_r(\mu = 1)$ 表示, $P_r(\mu = 0) + P_r(\mu = 1) = 1$ 。

UAV作为SU占用PU的频段进行工作时, 存在两种情形:

情形1: PU空闲, 且无虚警情况。该情形下UAV传输速率为 $\frac{B - \beta}{B} C_0$, 概率为 $(1 - P_f) P_r(\mu = 0)$ 。

情形2: PU存在, 但出现漏检情况。该情形下UAV传输速率为 $\frac{B - \beta}{B} C_1$, 概率为 $(1 - P_d) P_r(\mu = 1)$ 。

两种情形的吞吐量: $R_0(\lambda, \beta) = \frac{B - \beta}{B} P_r(\mu = 0) (1 - P_f(\lambda, \beta)) C_0$ 和 $R_1(\lambda, \beta) = \frac{B - \beta}{B} P_r(\mu = 1) (1 - P_d(\lambda, \beta)) C_1$ 。因此UAV次级链路的平均吞吐量可写为

$$R(\lambda, \beta) = R_0(\lambda, \beta) + R_1(\lambda, \beta) \quad (7)$$

吞吐量优化的目的是寻找UAV的最佳感知弧度 β , 以在充分保护PU的同时最大化UAV次级链路的平均吞吐量。通常, 当检测概率高于 \bar{P}_d 时, 认为PU得到充分保护。在实际情况中, \bar{P}_d 接近于1, 例如在IEEE802.22WRAN标准中, 选择 $\bar{P}_d =$

0.9^[19]。需要注意, 如果PU在其频段内要求100%的保护, 将不允许UAV共享该频段。此外, 假设PU的存在概率 $P_r(\mu = 1)$ 较小, 例如 $P_r(\mu = 1) \leq 0.3$, 从绿色经济的角度探索该频段的共享使用可以有效节约频谱资源。由于 $C_0 > C_1$, $P_r(\mu = 0) > P_r(\mu = 1)$, 且 $(1 - P_f) > (1 - \bar{P}_d)$, 因此等式(7)右边的第1项主导了平均吞吐量。 R_A 表示平均吞吐量的近似值, 该优化问题可表述为

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\beta} \quad R_A(\lambda, \beta) = R_0(\lambda, \beta) \\ \text{s.t.} \quad P_d(\lambda, \beta) \geq \bar{P}_d \\ \quad \quad 0 \leq \beta \leq B \end{array} \right\} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{dP_f(\beta)}{d\beta} = p_{\text{SP}}^{\text{LoS}} \left[-\frac{\gamma^{\text{LoS}} \sqrt{R_S f_s}}{2\sqrt{2\pi}\beta v} \exp\left(-\frac{1}{2}(\varepsilon^{\text{LoS}} + \gamma^{\text{LoS}} \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v}})^2\right) \right] \\ + (1 - p_{\text{SP}}^{\text{LoS}}) \left[-\frac{\gamma^{\text{NLoS}} \sqrt{R_S f_s}}{2\sqrt{2\pi}\beta v} \exp\left(-\frac{1}{2}(\varepsilon^{\text{NLoS}} + \gamma^{\text{NLoS}} \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v}})^2\right) \right] \end{aligned} \quad (10)$$

由 $\beta > 0$, 可得 $\frac{dP_f(\beta)}{d\beta} < 0$, $P_f(\beta)$ 单调递减。由 $Q(x)$ 性质知, 当 $x \geq 0$, $Q(x) \leq 0.5$ 。在式(4)中, 当 $P_f(\beta) \leq 0.5$, $\varepsilon^x + \gamma^x \sqrt{\beta \frac{R_S f_s}{v}} \geq 0$ 。因此随 β 的增加, $\frac{dP_f(\beta)}{d\beta}$ 单调递增, 可得 $\frac{d^2 P_f(\beta)}{d^2 \beta} > 0$, $P_f(\beta)$ 是关于 β 的凸函数。

$R_A(\beta)$ 关于 β 的1阶导和2阶导分别为 $\frac{dR_A(\beta)}{d\beta} = \left(-\left(1 - \frac{\beta}{B}\right) \frac{dP_f(\beta)}{d\beta} - \frac{1}{B}(1 - P_f(\beta))\right) C_0 P_r(\mu = 0)$ 和 $\frac{d^2 R_A(\beta)}{d^2 \beta} = \left(-\left(1 - \frac{\beta}{B}\right) \frac{d^2 P_f(\beta)}{d^2 \beta} + \frac{2}{B} \frac{dP_f(\beta)}{d\beta}\right) C_0 P_r(\mu = 0)$ 。当 $P_f(\beta) \leq 0.5$, $\frac{d^2 R_A(\beta)}{d^2 \beta} < 0$, $R_A(\beta)$ 是关于 β 的凹函数。对 $\frac{dR_A(\beta)}{d\beta}$ 在区间 $\beta \in [0, B]$ 的边界点求极限: $\lim_{\beta \rightarrow B} \frac{dR_A(\beta)}{d\beta} < C_0 P_r(\mu = 0) \left(-\frac{1}{B} + \frac{1}{B} Q(\varepsilon)\right) < 0$, $\lim_{\beta \rightarrow 0} \frac{dR_A(\beta)}{d\beta} = +\infty$ 。因此, 当 $P_f(\beta) \leq 0.5$, 在 $\beta \in [0, B]$ 范围内, $R_A(\beta)$ 有唯一极大值, 存在点 β^* , 使得 $\frac{dR_A(\beta^*)}{d\beta} = 0$, $R_A(\beta^*)$ 为所求优化问题的最大值, 可利用二分法求得 β^* 。

在研究最佳感知弧度时, UAV存在两种感知状态:

状态1: 静态感知。在一个帧结构内, 由于感知弧度较小, 可以忽略UAV飞行过程中 d_{SP} 变化对 γ 的影响, 认为 γ 在感知过程中保持不变^[21]。

状态2: 动态感知。假设UAV飞行一周共包含 l 帧频谱感知, 每一帧对应的弧度为 $B = \frac{2\pi}{l}$ 。由于

假设感知弧度 β 已知, $\lambda = \lambda_0$ 是满足 $P_d(\lambda_0, \beta) = \bar{P}_d$ 的能量检测阈值。若取 $\lambda_1 < \lambda_0$, 可得 $R_0(\lambda_1, \beta) < R_0(\lambda_0, \beta)$ 和 $R_1(\lambda_1, \beta) < R_1(\lambda_0, \beta)$, 因此对于优化问题式(8), 当能量检测阈值取 λ_0 , 即 $P_d = \bar{P}_d$ 时, 平均吞吐量取得最大值。此时, 优化问题式(8)可简化为

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\beta} \quad R_A(\beta) = \left(1 - \frac{\beta}{B}\right) P_r(\mu = 0)(1 - P_f(\beta))C_0 \\ \text{s.t.} \quad 0 \leq \beta \leq B \end{array} \right\} \quad (9)$$

接下来证明式(9)是 $R_A(\beta)$ 关于 β 的凸优化问题。令 $P_f(\beta)$ 对 β 求1阶导数

γ 随UAV飞行位置的变化而改变, 所以每一帧感知过程中 γ 不同, 具有不同的最佳感知弧度。

4 多弧度CSS吞吐量优化

本节提出一种UAV将多个微感知过程的局部结果相结合的多弧度CSS算法。UAV处于不同的微感知弧度时具有不同的感知路径, 通过从多个感知路径收集感知信息可实现协同分集增益。UAV在每个局部感知弧度中获得局部决策, 并将所有决策结果通过FC融合得出最终决策, 如图2所示。

假设每帧中的总感知弧度由多个相同的微感知弧度 β_0 构成, N 为微感知弧度的数量, 感知过程总弧度 $\beta = N\beta_0$, 每帧中传输弧度为 $B - N\beta_0$ 。FC在接收到所有微感知弧度的局部决策后, 采用“OR”准则, 即如果任何一个局部检测结果显示PU存在, 则最终决策将判定PU存在。多弧度CSS采用“OR”准则时协作虚警概率和协作检测概率表达式分别为: $Q_f = 1 - (1 - P_f)^N$ 和 $Q_d = 1 - (1 - P_d)^N$ 。

设定CSS目标检测概率 \bar{Q}_d 以保证最终感知性能, 局部目标检测概率 $\bar{P}_d = 1 - (1 - \bar{Q}_d)^{\frac{1}{N}}$ 。两种情形下吞吐量为 $R_0(\lambda, \beta_0, N) = \frac{B - N\beta_0}{B} P_r(\mu = 0)$ 和 $R_1(\lambda, \beta_0, N) = \frac{B - N\beta_0}{B} P_r(\mu = 1)(1 - \bar{P}_d)^N C_1$ 。

本节在保证CSS整体感知性能的前提下, 优化局部感知弧度和感知弧度数量, 从而最大化UAV次级链路的平均吞吐量。由于 $R_0(\lambda, \beta_0, N) > R_1(\lambda, \beta_0, N)$, UAV次级链路平均吞吐量的优化问题近似为

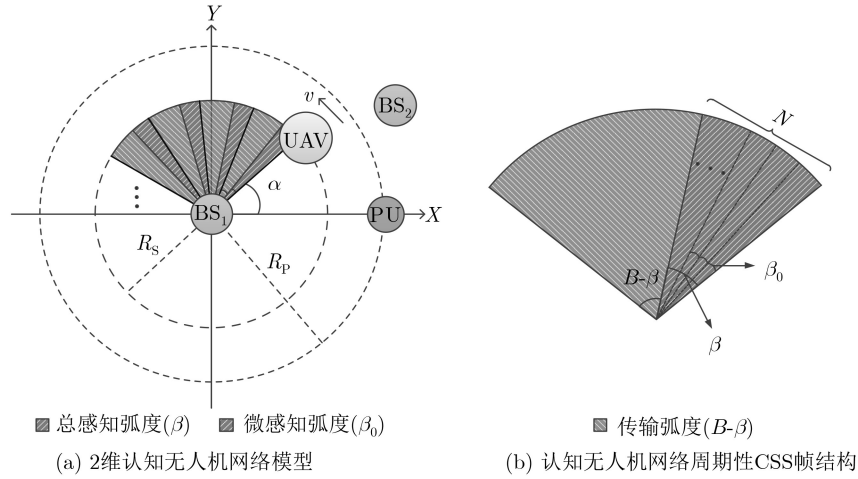


图2 多弧度CSS帧结构

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\beta_0, N} R_A(\lambda, \beta_0, N) = R_0(\lambda, \beta_0, N) \\ \text{s.t.} \quad Q_d(\lambda, \beta_0, N) \geq \bar{Q}_d \\ \quad \quad 0 \leq N\beta_0 \leq B, N = 1, 2, \dots \end{array} \right\} \quad (11)$$

假设 β_0 和 N 已知, $\lambda = \lambda_0$ 是满足 $Q_d(\lambda_0, \beta_0, N) = \bar{Q}_d$ 的能量检测阈值。取 $\lambda_1 < \lambda_0$, 使其满足约束条件 $Q_d(\lambda_1, \beta_0, N) \geq \bar{Q}_d = Q_d(\lambda_0, \beta_0, N)$, 此时平均吞吐量 $R_A(\lambda_1, \beta_0, N) = R_0(\lambda_1, \beta_0, N) \leq R_0(\lambda_0, \beta_0, N)$ 。因此, 当 $\lambda = \lambda_0$, 即 $Q_d = Q_d(\lambda_0, \beta_0, N) = \bar{Q}_d$ 时, $R_A(\lambda_0, \beta_0, N)$ 取得最大值。在一个帧结构内, 所有微感知弧度的 γ 保持不变^[21], 取 $\lambda = \lambda_0$, 优化问题式(11)可简化为

$$\frac{dR_A(\beta_0)}{d\beta_0} = C_0 P_r(\mu = 0) \left[-\frac{(1 - P_f(\beta_0))^N}{U} - N \left(1 - \frac{\beta_0}{U}\right) (1 - P_f(\beta_0))^{N-1} \frac{dP_f(\beta_0)}{d\beta_0} \right] \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \frac{d^2 R_A(\beta_0)}{d^2 \beta_0} = C_0 P_r(\mu = 0) & \left[\frac{2N(1 - P_f(\beta_0))^{N-1}}{U} \frac{dP_f(\beta_0)}{d\beta_0} + \left(N \left(1 - \frac{\beta_0}{U}\right) (1 - P_f(\beta_0))^{N-2} \right. \right. \\ & \left. \left. \cdot \left((N-1) \left(\frac{dP_f(\beta_0)}{d\beta_0} \right)^2 - (1 - P_f(\beta_0)) \frac{d^2 P_f(\beta_0)}{d^2 \beta_0} \right) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

当 $P_f(\beta_0) \leq 0.5$, $\frac{d^2 R_A(\beta_0)}{d^2 \beta_0} < 0$, $R_A(\beta_0)$ 是关于 β_0 的凹函数且 $\lim_{\beta_0 \rightarrow 0} \frac{dR_A(\beta_0)}{d\beta_0} = +\infty$, $\lim_{\beta_0 \rightarrow U} \frac{dR_A(\beta_0)}{d\beta_0} < 0$ 。因此, 在 $\beta_0 \in [0, U]$ 范围内, 存在最优微感知弧度 β_0^* , 使得 $R_A(\beta_0^*)$ 取得最大值, 利用二分法可得 β_0^* 。反之, 若给定 β_0 , 最优感知时隙数量 N^* 可以通过枚举法求得, $N^* = \arg \max_{N=1, 2, \dots, N_{\max}} R_0(N, \beta_0)$, 其中 $N_{\max} = \left\lceil \frac{B}{\beta_0} \right\rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。此外, 利用交替迭代优化算法可实现对感知弧度 β_0 和感知时隙数量 N 的联合优化, 算法如表1。

5 仿真结果与分析

本文提出的单弧度感知和多弧度CSS吞吐量优

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\beta_0, N} R_A(\beta_0, N) = \frac{B - N\beta_0}{B} P_r(\mu = 0) (1 - P_f(\beta_0))^N C_0 \\ \text{s.t.} \quad 0 \leq N\beta_0 \leq B, N = 1, 2, \dots \end{array} \right\} \quad (12)$$

为解决优化问题式(12), 假设 N 保持不变, 令 $U = B/N$, 优化问题可表示为

$$\left. \begin{array}{l} \max_{\beta_0, N} R_A(\beta_0) = \left(1 - \frac{\beta_0}{U}\right) P_r(\mu = 0) (1 - P_f(\beta_0))^N C_0 \\ \text{s.t.} \quad 0 \leq \beta_0 \leq U \end{array} \right\} \quad (13)$$

如式(9), 式(13)同样为凸优化问题, 令 $R_A(\beta_0)$ 对 β_0 求1阶导和2阶导

化方案可利用数值和模拟结果评估, 仿真参数如表2。

表1 交替迭代优化算法

初始条件: $k = 0, i = 0, N = N_i$, 误差精度为 δ ;	
1:	while $ R_A(\beta_{0_k}, N_i) - R_A(\beta_{0_{k-1}}, N_{i-1}) > \delta$ do
2:	利用二分法, 求出 $N = N_i$ 时的最优弧度 β_0^*
3:	令 $\beta_{0_{k+1}} = \beta_0^*$
4:	利用枚举法, 求出 $\beta_{0_{k+1}}$ 对应的最优数量 N^*
5:	令 $N_{i+1} = N^*$
6:	求出 $R_A(\beta_{0_{k+1}}, N_{i+1})$
7:	令 $k = k + 1, i = i + 1$
8:	end
输出: $\beta_0^* = \beta_{0_k}, N^* = N_i$	

5.1 单弧度感知吞吐量优化方案

第3节优化了UAV单弧度的频谱感知性能，证明存在最优的感知弧度使UAV的平均吞吐量 R_A 达到最大值。在1个帧结构内，即静态感知状态下，假设UAV与 x 轴的夹角 $\alpha = 0(\text{rad})$ 。图3展示了UAV在不同的飞行速度下，感知弧度 β 与 R_A 之间的关系曲线。可知，随着 β 的增加，平均吞吐量 R_A 急剧上升，达到最大值 $\max R_A$ 后缓慢下降。原因是虽然 β 的增加会改善感知性能，但过多的感知时间消耗将导致传输时间较小，影响 R_A 。此外，随着UAV飞行速度增加，最优弧度 β^* 增加，平均吞吐量最大值 $\max R_A$ 减小。

当UAV处于动态感知状态时，随着UAV飞行位置的改变，UAV与 x 轴的夹角 α 在 $[0, 2\pi]$ 范围内呈现周期性变化。在1个飞行周期内UAV飞行轨迹关于 x 轴对称，其感知性能同样呈对称状态。由表2参数可知飞行一周经历6个帧结构，图4和图5分别给

表 2 仿真参数

参数	数值	参数	数值	参数	数值
$R_P(\text{m})$	320	$B(\text{rad})$	$\pi/3$	$P_r(\mu = 1)$	0.2
$R_S(\text{m})$	50	ω_1	9.6	L_{LoS}	3
$H(\text{m})$	60	ω_2	0.28	L_{NLoS}	10
$f(\text{kHz})$	500	$f_s(\text{kHz})$	60	\bar{P}_d	0.9
$P_S(\text{W})$	10	$P_P(\text{W})$	10	\bar{Q}_d	0.9

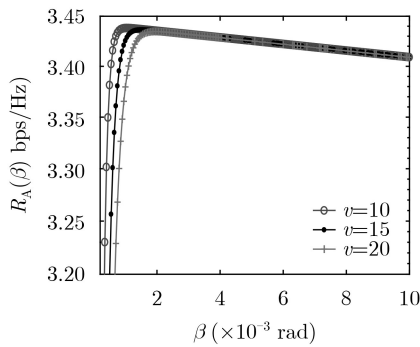


图 3 R_A 与感知弧度 β 之间的关系曲线

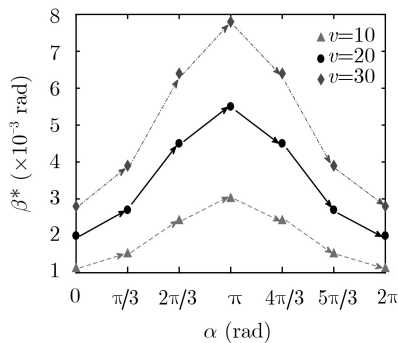


图 4 β^* 与飞行轨迹的关系曲线

出了不同飞行速度下，最优弧度 β^* 和 $\max R_A$ 随着UAV飞行位置变化的曲线。飞行位置的变化由UAV与 x 轴的夹角 α 体现。

由图4和图5分析可知，在UAV的飞行周期内最优感知弧度先增加后减小，且当UAV与 x 轴夹角 $\alpha = \pi$ 即UAV与PU距离最远时，最优感知弧度取最大值。另外，随着UAV飞行位置改变， $\max R_A$ 先减小后增加。飞行速度的提升将导致单个帧结构内的最优感知弧度增大，从而使传输弧度和 $\max R_A$ 相应减小。

5.2 多弧度CSS感知吞吐量优化方案

第4节优化了UAV在多弧度CSS条件下的频谱感知性能，证明了存在最优的微感知弧度 β_0^* 和感知弧度数量 N^* ，使得UAV的平均吞吐量 R_A 达到最大值。在静态感知状态下研究UAV在1个帧结构内的多弧度CSS感知吞吐量优化方案。假设UAV与 x 轴的夹角 $\alpha = \pi(\text{rad})$ ，UAV的飞行速度 $v = 20 \text{ m/s}$ ，图6给出了微感知弧度 β_0 不同时， R_A 与 N 的关系曲线。由图6可知，存在最优的弧度数量 N^* ，使 R_A 达到最大值，且随着 β_0 增加， N^* 减小。由此证明第4节提出的联合优化算法经过多次交替迭代后具有收敛性。

图7显示了对于不同的感知弧度数量 N ， R_A 随微感知弧度 β_0 变化的关系曲线。可知存在最优的微感知弧度 β_0^* ，使 R_A 达到最大值，且随着微感知弧

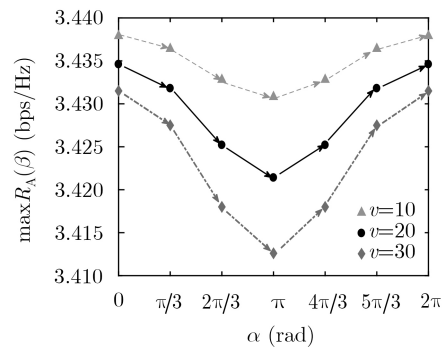


图 5 $\max R_A$ 与飞行轨迹的关系曲线

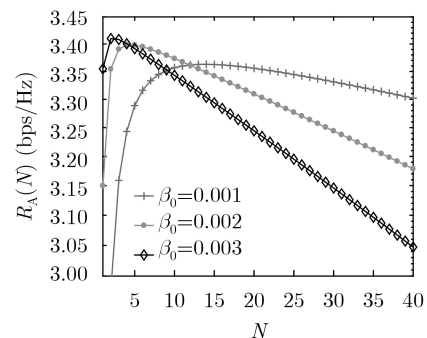


图 6 R_A 与感知弧度数量 N 的关系曲线

度 β_0 的增加,使 R_A 取得最大值的感知弧度数量 N 在不断变化。当 β_0 增大到一定程度时,最优的感知弧度数量 $N=1$,这是因为当感知弧度足够大时,不需要多弧度CSS方案对感知性能进行优化。

当UAV处于动态感知状态时,在1个飞行周期内UAV的飞行状态关于 x 轴对称,图8给出1/2个飞行周期内,不同帧结构中微感知弧度 β_0 与使 R_A 达到最大值的最优弧度数量 N^* 的关系曲线。由图8可知,随着 β_0 的增大,使 R_A 达到最大值的 N^* 呈阶梯型趋势下降。同样如图7所示结论,当 β_0 足够大时, $N^*=1$;随着UAV飞行位置的改变,夹角 α 增加,认知无人机网络中的感知信噪比 γ 降低,最优弧度数量 N^* 增加。UAV与PU在 $\alpha=\pi$ (rad)时距离最远,此时 γ 最小, N^* 最大;信道环境较好,感知信噪比 γ 较高时,多弧度CSS技术仅在微感知弧度 β_0 较小的情况下具有良好效果。相反,在信道环境较差,感知信噪比 γ 较低时,UAV更需要采用多弧度CSS技术来提升次级链路的平均吞吐量,以保证其QoS。

6 结束语

本文基于认知无人机网络模型研究了UAV在A2G信道下的吞吐量优化问题,UAV绕BS₁执行周期性的频谱感知和数据传输,在保证PU的QoS前提下,优化了两种感知状态下的感知弧度以最大化次级网络的吞吐量。对于UAV多弧度CSS,提出交

替迭代优化算法联合优化感知弧度和弧度数量。仿真结果表明,联合优化算法经过多次交替迭代后具有收敛性,且提出的优化方案可以较好地解决UAV次级网络吞吐量优化问题,同时证明在信道衰落较严重情况下,相比于单弧度频谱感知方案,提出的多弧度CSS方案对于保障PU的QoS和提升UAV通信性能有着更好的效果,该方法在UAV的CSS相关研究中应用价值较高。

参考文献

- [1] NIU Haoran, GONZALEZ-PRELCIC N, and HEATH R W. A UAV-based traffic monitoring system-invited paper[C]. The 87th IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Porto, Portugal, 2018: 1-5. doi: 10.1109/vtcspring.2018.8417546.
- [2] 高杨,李东生,程泽新.无人机分布式集群态势感知模型研究[J].电子与信息学报,2018,40(6):1271-1278. doi: 10.11999/JEIT170877.
- GAO Yang, LI Dongsheng, and CHENG Zexin. UAV distributed swarm situation awareness model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(6): 1271-1278. doi: 10.11999/JEIT170877.
- [3] 倪磊,达新宇,王舒,等.基于物理层信息加密的卫星隐蔽通信研究[J].工程科学与技术,2018,50(1):133-139. doi: 10.15961/j.jsuese.201700160.
- NI Lei, DA Xinyu, WANG Shu, et al. Research on satellite covert communication based on the information encryption of physical layer[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2018, 50(1): 133-139. doi: 10.15961/j.jsuese.201700160.
- [4] 赵太飞,许杉,屈瑶,等.基于无线紫外光隐秘通信的侦察无人机蜂群分簇算法[J].电子与信息学报,2019,41(4):967-972. doi: 10.11999/JEIT180491.
- ZHAO Taifei, XU Shan, QU Yao, et al. Cluster-based algorithm of reconnaissance UAV swarm based on wireless ultraviolet secret communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(4): 967-972. doi: 10.11999/JEIT180491.
- [5] GUPTA A and JHA R K. A survey of 5G network: Architecture and emerging technologies[J]. *IEEE Access*, 2015, 3: 1206-1232. doi: 10.1109/ACCESS.2015.2461602.
- [6] SULTANA A, ZHAO Lian, and FERNANDO X. Energy-efficient power allocation in underlay and overlay cognitive device-to-device communications[J]. *IET Communications*, 2019, 13(2): 162-170. doi: 10.1049/iet-com.2018.5464.
- [7] LI He, OTA K, and DONG Mianxiong. Learning IoT in Edge: Deep learning for the internet of things with edge computing[J]. *IEEE Network*, 2018, 32(1): 96-101. doi: 10.1109/MNET.2018.1700202.

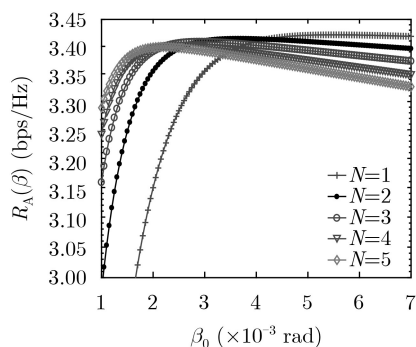


图7 R_A 与微感知弧度 β_0 的关系曲线

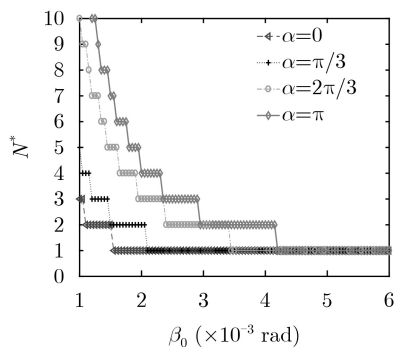


图8 最优弧度数量 N^* 与 β_0 的关系曲线

- [8] SALEEM Y, REHMANI M H, and ZEADALLY S. Integration of cognitive radio technology with unmanned aerial vehicles: Issues, opportunities, and future research challenges[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2015, 50: 15–31. doi: [10.1016/j.jnca.2014.12.002](https://doi.org/10.1016/j.jnca.2014.12.002).
- [9] NI Lei, Da Xinyu, HU Hang, *et al.* Outage constrained robust transmit design for secure cognitive radio with practical energy harvesting[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 71444–71454. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2881477](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2881477).
- [10] XU Wenbo, WANG Shu, YAN Shu, *et al.* An efficient wideband spectrum sensing algorithm for unmanned aerial vehicle communication networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1768–1780. doi: [10.1109/JIOT.2018.2882532](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2882532).
- [11] AQUINO G P, GUIMARÃES D A, MENDES L L, *et al.* Combined pre-distortion and censoring for bandwidth-efficient and energy-efficient fusion of spectrum sensing information[J]. *Sensors*, 2017, 17(3): 654. doi: [10.3390/s17030654](https://doi.org/10.3390/s17030654).
- [12] FAN Lisheng, LEI Xianfu, YANG Nan, *et al.* Secrecy cooperative networks with outdated relay selection over correlated fading channels[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(8): 7599–7603. doi: [10.1109/TVT.2017.2669240](https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2669240).
- [13] KISHORE R, GURUGOPINATH S, MUHAIDAT S, *et al.* Sensing-throughput tradeoff for superior selective reporting-based spectrum sensing in energy harvesting HCRNs[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019, 5(2): 330–341. doi: [10.1109/TCCN.2019.2906915](https://doi.org/10.1109/TCCN.2019.2906915).
- [14] SANTANA G M D, CRISTO R S, DEZAN C, *et al.* Cognitive radio for UAV communications: Opportunities and future challenges[C]. 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Dallas, USA, 2018: 760–768. doi: [10.1109/ICUAS.2018.8453329](https://doi.org/10.1109/ICUAS.2018.8453329).
- [15] SBOUI L, GHAZZAI H, REZKI Z, *et al.* Achievable rates of UAV-relayed cooperative cognitive radio MIMO systems[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 5190–5204. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2695586](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2695586).
- [16] ZHENG Yi, WANG Yuwen, and MENG Fanji. Modeling and simulation of pathloss and fading for air-ground link of HAPs within a network simulator[C]. 2013 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery. Beijing, China, 2013: 421–426. doi: [10.1109/CyberC.2013.78](https://doi.org/10.1109/CyberC.2013.78).
- [17] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, and LARDNER S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(6): 569–572. doi: [10.1109/lwc.2014.2342736](https://doi.org/10.1109/lwc.2014.2342736).
- [18] MOZAFFARI M, SAAD W, BENNIS M, *et al.* Drone small cells in the clouds: Design, deployment and performance analysis[C]. 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). San Diego, USA, 2015: 1–6. doi: [10.1109/GLOCOM.2015.7417609](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2015.7417609).
- [19] GHAZZAI H, GHORBEL M B, KADRI A, *et al.* Energy-efficient management of unmanned aerial vehicles for underlay cognitive radio systems[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2017, 1(4): 434–443. doi: [10.1109/TGCN.2017.2750721](https://doi.org/10.1109/TGCN.2017.2750721).
- [20] LIANG Yingchang, ZENG Yonghong, PEH E C Y, *et al.* Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(4): 1326–1337. doi: [10.1109/twc.2008.060869](https://doi.org/10.1109/twc.2008.060869).
- [21] LIU Liang, ZHANG Shuowen, and ZHANG Rui. CoMP in the Sky: UAV placement and movement optimization for multi-user communications[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(8): 5645–5658. doi: [10.1109/TCOMM.2019.2907944](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2019.2907944).

达新宇: 男, 1961年生, 博士生导师, 研究方向为现代通信理论与技术.

张宏伟: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为认知无线网络.

胡航: 男, 1989年生, 讲师, 研究方向为绿色通信与无人机网络.

潘钰: 女, 1995年生, 博士生, 研究方向为无人机协同通信.

井锦玲: 女, 1977年生, 工程师, 研究方向为指挥自动化.

责任编辑: 陈倩