

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-09

感知时延约束下认知无人网络的快速频谱感知

陈好¹, 梁浩宇², 吴俊^{2,3}, 曹炜威⁴

(1. 湖北商贸学院 人工智能学院, 武汉 430079)

(2. 杭州电子科技大学 通信工程学院, 杭州 310018)

(3. 东南大学 移动通信国家重点实验室, 南京 211189)

(4. 中国民用航空飞行学院 民航飞行技术与飞行安全重点实验室, 广汉 618307)

摘要: 无人机在无需人类操作的各种应用和场景中得到了广泛的普及,但同时也面临着频谱稀缺的问题。为了解决这一问题,提出一种基于认知无线电技术的认知无人网络框架,将序贯概率比检验作为一种基本的协作频谱感知方案;考虑到无人机位置的灵活性和分布密度的不均匀性,设计一种帧内协作频谱感知结构,提出一种序贯最大截断方法,用于实现有时延约束的认知无人网络的快速频谱感知。结果表明:与均匀尾截断相比,在序贯最大截断的帮助下,本文所提出的快速频谱感知方案需要更少的感知时间,并且支持更好的感知性能,尤其是在严格的时延约束条件下。

关键词: 无人机; 认知无线电; 序贯概率比检验; 时延约束; 协作频谱感知

中图分类号: V279; TN014

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

Quick spectrum sensing for delay-constraint cognitive UAV networks

CHEN Hao¹, LIANG Haoyu², WU Jun^{2,3}, CAO Weiwei⁴

(1. School of Artificial Intelligence, Hubei Business College, Wuhan 430079, China)

(2. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

(3. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing, 211189, China)

(4. Key Laboratory of Flight Techniques and Flight Safety, Civil Aviation Flight University of China, Guanghua 618307, China)

Abstract: Unmanned aerial vehicles (UAVs) without human operator are gained much popularity for a wide variety of applications, but also face the spectrum scarcity problem. In order to solve the problems, a cognitive UAV network (CUAVN) framework based on cognitive radio (CR) technology is proposed, in which the sequential probability ratio test (SPRT) is used as a fundamental cooperative spectrum sensing (CSS) scheme to significantly reduce the average number sample. Considering the location flexibility and uneven distribution density of UAVs, an intra-frame CSS structure is designed, and a sequential maximal truncation (SMT) method is proposed to realize the quick spectrum sensing for delay-constraint CUAVNs. The results show that, compared to uniform tail truncation (UTT), the proposed quick multi-band spectrum sensing scheme with the help of SMT requires fewer sensing times, and has better sensing performance, especially under a strict delay constraint.

Key words: unmanned aerial vehicle; cognitive radio; sequential probability ratio test; delay constraint; cooperative spectrum sensing

收稿日期: 2024-04-04; 修回日期: 2024-05-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(62201186); 浙江省自然科学基金项目(LQ22F010013); 民航飞行技术与飞行安全重点实验室开放项目资助(FZ2022KF12); 东南大学国家移动通信重点实验室开放研究基金资助课题(2022D16); 四川省人工智能重点实验室开放基金项目(2021RYJ07)

通信作者: 吴俊(1988-), 男, 博士, 讲师。E-mail: wojames2011@163.com

引用格式: 陈好, 梁浩宇, 吴俊, 等. 感知时延约束下认知无人网络的快速频谱感知[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(X): 1-9.
CHEN Hao, LIANG Haoyu, WU Jun, et al. Quick spectrum sensing for delay-constraint cognitive UAV networks[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(X): 1-9. (in Chinese)

0 引言

无人机是无需人类参与驾驶的飞行机器,由于其多功能性和广泛的应用领域^[1-2],如军事行动、火灾控制、跟踪和监视、野外搜索等^[2],在军事、私营和公共部门越来越受到重视。无人机通常在 IEEE L-波段、IEEE S-波段以及工业、科学和医疗 (ISM) 波段上运行。因此,它们将与其他设备在许多热门领域中竞争,如 WiFi、蓝牙、IEEE 802.15.4 网络^[3-4]。毫无疑问,在这些频段工作的无人机新设备的开发和使用急剧增加,将会导致这些频段的使用率提高^[1],进而引发频谱稀缺问题。

认知无线电是解决频谱稀缺问题的一种新模式,其采用动态频谱接入技术,可机会地接入信道利用许可频带^[5-7]。因此,在支持认知无线电的无人机无线网络中,无人机可以在授权频段上运行,而不会对授权的主用户造成有害干扰^[4,8],进而类似于传统认知无线网络的认知无人机网络应运而生。

与认知无线网络相比,认知无人机网络的主要特点之一是可灵活部署移动频谱感知节点。由于飞行无人机频谱感知节点的位置灵活性^[9],协作频谱感知这一认知无线电技术的关键功能受到很大影响。按照往的传统做法,协作频谱感知通过空间位置上的频谱感知节点的观测,利用空间多样性有效地提高感知精度、抑制信道衰落效应。但在认知无人机网络中,由于无人机分布不均,难以及时协作且效率低下,从而降低了频谱感知性能。此外,考虑到无人机通信中的一些特殊场景,如在自然灾害下,快速的频谱感知过程就变得极为重要,这样无人机才能快速获得频谱资源,确保服务质量,尤其是在时延约束的认知无人机网络中。总之,在时延约束的认知无人机网络中如何实现快速频谱感知是本文所关注的问题。

Zheng M 等^[10]提出了认知传感器网络中受检测性能约束的协作频谱感知能效最大化问题;Li-an X 等^[11]通过联合优化认知无人机网络中前导无人机的位置和频谱感知持续时间,研究了有效吞吐量优化问题;Liu X 等^[12]提出了一种基于无人机的认知无线电,在干扰吞吐量的约束下,通过优化感知弧度来最大化无人机的有效吞吐量;Shen F 等^[13]提出了一种基于无人机的三维时空传感框

架,通过有效融合传感结果来实现更好的频谱传感性能;Zhang H 等^[14]在文献中提出了一种适用于大型认知无人机网络的快速高效协作频谱感知算法,该算法可以最大限度地减少参与协作频谱感知的无人机数量,从而保证总检测错误率小于一定阈值;Pan Y 等^[15]联合优化了感知时间和二次传输功率,以最大限度地提高基于无人机的叠加认知无线网络的能效;Wu J 等^[16]在文献中提出了一种采用 0/1 序贯融合规则的高能效虚拟协作频谱感知,以获得基于无人机的交织认知无线电系统的最高吞吐量。包海东等^[17]提出了认知无人机网络的混合决策中继选择算法,以获得中断概率性能的提升,并解决解决阴影区域链路切换可靠性过低的问题;陈安民等^[18]为解决无线电频谱利用率低的问题,提出利用长短期记忆网络来预测一段时间内的无线电频谱信息,使得装有认知无线电的无人机能够机会性的接入频谱空洞,以提高无线电频谱的利用率;岳文静^[19]等人提出一种基于改进海鸥优化算法的认知无人机网络频谱分配方案,与海鸥优化算法、遗传算法、量子遗传算法、粒子群优化算法进行比较,提出的算法在认知无人机网络频谱分配具有较好的性能。这些研究基本上都采用了优化方法来搜索最佳传感参数,最大限度地提高频谱传感性能和网络吞吐量。但是由于丰富多样的应用场景具有不同的检测延迟敏感性,这些方法忽略了支持协作频谱感知的无人机传感节点之间的连接问题。

为缓解上述限制,必须控制检测延迟,同时充分保证认知无人机网络的高频谱感知性能,从而提高频谱利用率。为此,基于序贯概率比检验的频谱感知方案有望为延迟受限的认知无人机网络快速、准确地识别可用频谱。本文将无人机传感节点的二维频谱传感操作扩展到三维空间,提出认知无人机网络框架;鉴于无人机的特点和传统的帧间协作频谱感知结构,提出一种帧内协作频谱感知结构,以微传感槽之间的合作取代传感节点之间的合作,从而避免了公共控制信道的通信开销;提出一种序贯最大截断法 (SMT) 用于实现快速频谱感知;通过仿真对认知无人机网络框架和延迟约束下频谱传感方案的有效性和正确性进行验证。

1 系统模型

本文建立基于三维时空频谱感知的认知无人机网络框架,作为后续实现快速频谱感知的基础,并对帧内协作频谱感知结构、飞行轨迹和空地信道进行建模。

1.1 网络模型

认知无人机网络框架如图 1 所示,考虑一个认知无人机网络框架由多架无人机和一个主用户组成,主用户位于网络覆盖区域的中心。虽然无人机的位置灵活,但其感知范围有限,用 R_s 表示其感知半径。如果主用户超出了无人机的感知范围,无人机会通过中继的方式进行通信。

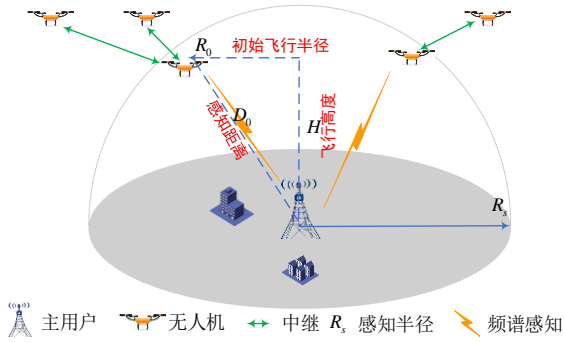


图 1 认知无人机网络框架
Fig. 1 The CUAVN framework.

1.2 帧内协作频谱感知结构

在传统的帧间协作频谱感知结构中,每帧由一个感知时隙、一个报告时隙和一个发送时隙组成。传统的帧间协作频谱感知结构需要大量通信资源来报告样本,尤其是在大型认知无线网络中,限制了协作增益^[20]。为此,提出一种帧内协作频谱感知结构来实现多个微感知时隙之间的协作,如图 2 所示。在帧内协作频谱感知结构中,每帧由一个感知时隙和一个传输时隙组成,感知时隙被划分为多个微感知时隙。

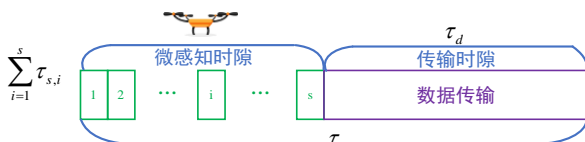


图 2 帧内协作频谱感知结构
Fig. 2 The intra-frame CSS structure.

与帧间协作频谱感知结构相比,帧内协作方式具有以下优点:1) 完全省去了无人机与融合中心之间的通信开销;2) 不再需要融合中心,避免了由于硬件故障或恶意攻击(比如拜占庭攻击)导致融合中心全局判决不可靠的问题;3) 与帧间协作频谱感知结构不同,帧内协作频谱感知不受网络拓扑结构的限制。这是因为帧间协作频谱感知完全依赖于多个无人机感知节点之间地理位置的多样化,而帧内协作频谱感知可以通过帧内协作方式在单个无人机感知节点内实现这种地址多样化。

1.3 飞行轨迹

按照圆形飞行轨迹,假设无人机的初始位置位于高度 H 和初始水平半径 R_0 处,则无人机与主用户之间的初始感知距离 $D_0 = \sqrt{R_0^2 + H^2}$ 。沿圆形飞行轨迹,三维时空频谱感知如图 3 所示。

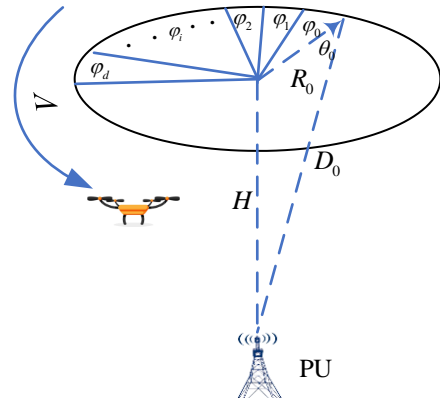


图 3 圆形飞行轨迹
Fig. 3 The circular flight trajectory.

当无人机以高度 H 和水平半径 R_0 绕主用户飞行时, D_i 始终为常数,即 $D_i = D_s = D_d = D_0$, 则仰角 $\theta_i = \theta_s = \theta_d = \theta_0 = \tan^{-1}(H/R_0)$ 。除此之外, φ_0 表示初始弧度, φ_i 表示第 i 个微感知时隙的飞行弧度, φ_d 表示传输时隙的飞行弧度。显然,仰角和感知距离不受飞行速度的影响。

1.4 空对地信道

根据提出的协作频谱感知结构和飞行轨迹,本节进一步研究空对地信道以评估本地频谱感知的性能。为此,通常采用能量检测方法,因为它的复杂度较低。根据能量检测,本地频谱感知问题

被视为二元假设检验问题^[21]。在 H_0 或 H_1 条件下 (分别代表主用户信号不存在和存在的假设), 无人机第 i 个微感知时隙接收到的主用户信号衰减量为

$$y_i(m) = \begin{cases} u_i(m), & H_0 \\ \sqrt{P_r(D_i)} s_i(m) + u_i(m), & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_i(m)$ 为圆对称复高斯噪声 (CSCG), 方差为 σ_n^2 , 且在每个微感知时隙都相互独立; $s_i(m)$ 为主用户传输的复值 PSK 信号, 与 $u_i(m)$ 无关; $P_r(D_i)$ 是第 i 个微感知时隙与主用户的距离 D_i 上衰减后接收到的信号。

能量检测的计算公式为

$$E_i(y) = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z |y_i(z)|^2 \quad (2)$$

式中: Z 为接收到的主用户信号采样数。

对于较大的 Z , 在 H_0 和 H_1 假设下, $E_i(y)$ 近似为高斯随机变量^[9]。

$$E_i(y) \sim \begin{cases} N(\mu_0, \sigma_0^2), & H_0 \\ N(\mu_1, \sigma_1^2), & H_1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mu_0 = \sigma_n^2$; $\sigma_0^2 = \sigma_n^4/Z$; $\mu_1 = \mu_0(1 + \gamma_i) = \sigma_n^2(1 + \gamma_i)$; $\sigma_1^2 = \sigma_0^2(1 + 2\gamma_i) = (1 + 2\gamma_i)\sigma_n^4/Z$; $\gamma_i = P_r(D_i)/\sigma_n^2$ 为无人机第 i 个微感知时隙的接收信噪比。

假设 r_i 和 f_c 分别为第 i 个微感知时隙的样本和载波频率, 则虚警概率和检测概率^[9]分别为

$$P_{f,i} = Q\left(\left(\frac{\lambda_i}{\sigma_n^2} - 1\right)\sqrt{\tau_{s,i}f_c}\right) \quad (4)$$

$$P_{d,i} = Q\left(\left(\frac{\lambda_i}{\sigma_n^2} - \gamma_i - 1\right)\sqrt{\frac{\tau_{s,i}f_c}{1 + 2\gamma_i}}\right) \quad (5)$$

式中: $Q(\cdot)$ 为标准高斯的互补分布函数; λ_i 为第 i 个微感知时隙的检测阈值。除此之外, 漏检概率也可由公式 (6) 求得。

$$P_{m,i} = P(r_i = 0|H_1) = 1 - P_{d,i} \quad (6)$$

由于接收到的 PU 信号由多个分量组成, 包括视线、强反射非视线和衰落等, 而接收到视线和非视线分量的概率明显高于衰落, 因此我们只分别考虑视线和非视线分量及其出现概率, 则平均路径损耗 \bar{L}_i 描述为

$$\bar{L}_i = P(LOS) \times L_{LoS,i} + P(NLOS) \times L_{NLoS,i} \quad (7)$$

式中: $P(LOS)$ 和 $P(NLOS)$ 为视线和非视线链路

的出现概率; $L_{LoS,i}$ 和 $L_{NLoS,i}$ 是视线和非视线链路在第 i 个微感知时隙的平均路径损耗。

视线和非视线连接的路径损耗分别为

$$L_{LoS,i}(dB) = 20\log(4\pi f_c D_i/c) + \xi_{LoS} \quad (8)$$

$$L_{NLoS,i}(dB) = 20\log(4\pi f_c D_i/c) + \xi_{NLoS} \quad (9)$$

式中: ξ_{LoS} 和 ξ_{NLoS} 为自由空间传播损耗的平均附加损耗, 取决于环境; c 为光速。

在仰角 θ_i 处与视线连接的概率为

$$P(LOS) = 1/\left\{1 + \alpha \exp[-\beta(180*\theta_i/\pi - \alpha)]\right\} \quad (10)$$

其中 $P(LOS)$ 由 α 、 β 和 θ_i 决定, 其中参数 α 、 β 由环境决定, 即农村、城市、密集城市等。另外, 非视线的概率为

$$P(NLOS) = 1 - P(LOS) \quad (11)$$

2 截断序贯概率比检验

为了克服序贯概率比检验的潜在缺点, 采用截断式序贯概率比检验频谱感知方案这一有前途的范例。

在序贯判决过程中, 检测器接收到一个样本后, 会计算似然比并与下限和上限阈值进行比较^[22], 然后一旦判决质量达到认知无人机网络预设的阈值, 融合中心就会做出最终判决^[22]。

在似然比计算过程中^[23-24], 给定两个假设的条件密度分别为 $P(r_i|H_0)$ 和 $P(r_i|H_1)$, s 个样本的似然比 Λ_s 表示为

$$\Lambda_s = \prod_{i=1}^s \frac{P(r_i|H_1)}{P(r_i|H_0)} = \prod_{i=1}^s \left[\frac{1 - P_{m,i}}{P_{f,i}} \right]^{r_i} \left[\frac{P_{m,i}}{1 - P_{f,i}} \right]^{1-r_i} \quad (12)$$

在阈值比较步骤中, 将似然比 Λ_s 与下阈值 η_l 和上阈值 η_u 进行比较, 计算公式为

$$\begin{cases} \text{如果 } \Lambda_s \leq \eta_l, & (\text{接受 } H_0) \\ \text{如果 } \Lambda_s \geq \eta_u, & (\text{接受 } H_1) \\ \text{如果 } \eta_l < \Lambda_s < \eta_u & (\text{继续接受样本}) \end{cases} \quad (13)$$

式中: η_l 和 η_u 由 \bar{P}_f 和 \bar{P}_m 决定; \bar{P}_f 和 \bar{P}_m 为目标虚警概率和目标漏检概率, 定义如下:

$$\eta_l = \frac{\bar{P}_m}{1 - \bar{P}_f} \quad (14)$$

$$\eta_u = \frac{1 - \bar{P}_m}{\bar{P}_f} \quad (15)$$

基于序贯概率比检验的频谱感知或其一系列变体的一个主要缺点是,做出判决的时间是不确定的,这就会导致终止前所需的样本数量可能会很大。大量采样会提高频谱感知性能,但是同时也会消耗更多的感知时间,从而减少数据传输时间。因此,要解决这一难题,应仔细考虑适当的序贯概率比检验截断方法,使序贯概率比检验在合适的时间内做出判决。

3 快速频谱感知

本节在截断序贯概率比检验频谱感知的基础上,提出了用于时延约束认知无人机的序贯最大截断,以实现快速频谱感知。

3.1 不均匀微感知时间的加权序贯概率比检验

在传统帧间协作频谱感知结构中,每个感知节点的感知时间被分配为相同。然而,这并不适合位置灵活的无人机。例如,当无人机接收到的信噪比较低时,较长的感知时间并不总是能提高频谱感知性能,反而会缩短数据传输时间,从而降低吞吐量。受此启发,本文在序贯过程中引入感知时间系数 ξ ,即:

$$\tau_{s,1} = \xi \tau_{s,0} \quad (16)$$

$$\tau_{s,i} = \frac{1 + 2\gamma_i}{1 + 2\gamma_{i-1}} \tau_{s,i-1} \quad (17)$$

式中: $\tau_{s,0}$ 为初始感知时间,当 γ_i 变差或变好时,感知时间系数 $\xi < 1$ 或 $\xi > 1$ 。

与等时分配相比,根据信噪比确定每个微感知时隙的感知时间更符合实际情况,即信噪比较好的时隙下,分配其更长的感知时间。

根据(4)~(6)和飞行轨迹,当 $i=1$ 时,得到了第一个微感知时隙的本地频谱感知性能:

$$P_{f,1} = Q\left(\left(\frac{\lambda_l}{\sigma_n^2} - 1\right)\sqrt{\xi \tau_{s,0} f_c}\right) \quad (18)$$

$$P_{m,1} = 1 - Q\left(\left(\frac{\lambda_l}{\sigma_n^2} - \gamma_1 - 1\right)\sqrt{\frac{\xi \tau_{s,1} f_c}{1 + 2\gamma_1}}\right) \quad (19)$$

式中: $\gamma_1 = P_r(D_0)/\sigma_n^2$ 。

当 $i=l$, l 为最后一个微感知时隙且 $l \leq s$ 时,根据式(16)和式(17),得到:

$$P_{f,l} = Q\left(\left(\frac{\lambda_l}{\sigma_n^2} - 1\right)\sqrt{\tau_{s,l} f_c}\right) \quad (20)$$

$$P_{m,l} = 1 - Q\left(\left(\frac{\lambda_l}{\sigma_n^2} - \gamma_l - 1\right)\sqrt{\frac{\tau_{s,l} f_c}{1 + 2\gamma_l}}\right) \quad (21)$$

式中: λ_l 是检测阈值; $\tau_{s,l} = \bar{\tau} - \sum_{i=1}^{l-1} \tau_{s,i}$ 。

为避免对主用户造成过多干扰,检测阈值 λ_l 可根据目标漏检概率和式(6)得出,其值为

$$\lambda_l = \sigma_n^2 \left(\sqrt{\frac{1 + 2\gamma_l}{\tau_{s,l} f_c}} Q^{-1}(1 - \bar{P}_m) + \gamma_l + 1 \right) \quad (22)$$

式中: $Q^{-1}(\cdot)$ 为 $Q(\cdot)$ 的反函数。

根据每个微感知时隙的本地频谱感知性能,将信噪比纳入似然比,进一步发挥信噪比对似然比的影响,则所提出的新似然比表示为

$$\Lambda_{l,smt} = \prod_{i=1}^l \left[\frac{1 - P_{m,i}}{P_{f,i}} \right]^{r_i w_i} \left[\frac{P_{m,i}}{1 - P_{f,i}} \right]^{(1-r_i)w_i} \quad (23)$$

式中: w_i 为第 i 个样本的权重。

与(17)的准则类似,由于较好的信噪比有利于频谱感知,因此感知时间和似然比权重也都较好,因此 w_i 被定义为信噪比的函数,即:

$$w_i = \frac{\gamma_i}{\gamma_{i-1}} \quad (24)$$

式中: $w_1 = 1$ 。

综上所述,本文从时延约束下的感知时长和似然比权重两个角度入手,改善频谱感知性能。

3.2 传统硬截断和软截断

虽然设计了不均匀的微感知时间分配方法,但是当序贯概率比检验在时延约束比较严格的情况下,最后的微感知时间 $\tau_{s,l}$ 不可能总是满足式(17)。因此,迫切需要考虑一种特殊情况:无法在时延限制内做出全局判决。在这种情况下,感知节点将对主用户的存在做出随机判定,从而在序贯概率比检验的截断过程中产生较高的检测误差。

为了克服这一缺点,在帧间协作频谱感知结构中通常使用带有均匀尾截断(UTT)的经典序贯概率比检验^[24]。其基本思想是将序贯概率比检验最后一个微感知时隙中的的上、下阈值检测转换为单一阈值检测。假设在时延约束严格的情况下有来自 l 个微感知时隙的 l 个样本参与帧内协作频

谱感知,均匀尾截断的 $l-1$ 个样本的似然比可由以下公式求得^[25]

$$\Delta_{l-1,utt} = \prod_{i=1}^{l-1} \left[\frac{1-P_{m,i}}{P_{f,i}} \right]^{r_i} \left[\frac{P_{m,i}}{1-P_{f,i}} \right]^{1-r_i} \quad (25)$$

根据(8),得出以下结果:

$$\eta_l < \Delta_{l-1,utt} < \eta_u \quad (26)$$

第 l 个样本被连续计算到似然比中,计算公式为

$$\Delta_{l,utt} = \left[\frac{1-P_{m,l}}{P_{f,l}} \right]^{r_l} \left[\frac{P_{m,l}}{1-P_{f,l}} \right]^{1-r_l} \Delta_{l-1,utt} \quad (27)$$

除了均匀尾截断外,序贯添加截断(SAT)也经常序贯协作频谱感知中得到应用。为了克服均匀尾截断法的潜在缺点,接下来介绍序贯添加截断法。在检测过程中,将利用早期检测阶段节省下来的检测时间,均匀地延长后期检测阶段的检测时间。也就是说,节省下来的检测时间将被平均加到下一次感知的最大检测时间上。如果时延约束 $T=1000$ ms,第 k 次感知帧使用了 100 ms 完成了决策,则节省的 900 ms 将添加到 $k+1$ 次的感知帧,第 $k+1$ 次的感知帧便拥有 1900 ms 的感知时间。

以上两种截断方法在最终决策阶段均使用强硬的方式来判断主用户是否占用了授权信道。例如,在认知无人机的实际应用中, $\Delta_{l,utt}$ 仍处于下阈值和上阈值之间,即 $\eta_l < \Delta_{l,utt} < \eta_u$ 时,序贯概率比检验在处理完 l 个样本后被截断,检测器被强制接受 H_1 作为全局判决。这种硬截断为主用户提供了更好的保护,但也造成了吞吐量的损失。为了确保主用户的正常通信,同时使无人机有更多机会接入频谱,考虑在序贯最大截断中采用易于实现的软截断来完成序贯概率比检验终止。在前 $l-1$ 个采样时,仍使用上阈值 η_u 和下阈值 η_l 与 $\Delta_{l-1,smt}$ 以及 $\Delta_{l-1,utt}$ 进行比较。当 $i=l$ 时,如果 $\eta_l < \Delta_{l,smt} < \eta_u$,有

$$\begin{cases} \text{如果 } \Delta_{l,smt} < \eta_s, \text{ (接受 } H_0) \\ \text{如果 } \Delta_{l,smt} \geq \eta_s, \text{ (接受 } H_1) \end{cases} \quad (28)$$

与硬截断相比,在软截断中,当最后一个微感知时隙需要终止时,会使用一个截断阈值 η_s 。软截断可以保证不发生随机检测,检测器可以充分利用可用的感知时间和采样,从而在主用户的干扰

约束下获得更大的吞吐量。但是,在这种漏检和虚警的权衡下,序贯最大截断的阈值选择需要根据实际网络需求来考虑。因为截断阈值越大,全局检测概率和虚警概率就会越低,而截断阈值越小,全局检测概率和虚警概率就会越高。在此,选择 $(3\eta_l + \eta_u)/2$ 作为软截断阈值。

4 仿真结果

为了深入理解均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断在时延约束认知无人机网络中的作用,本节从频谱感知性能、感知时间(均匀尾截断的感知时间包括本地感知时间和采样报告时间,而序贯最大截断不需要向融合中心报告采样)进行性能比较。

均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断在时延约束下的错误概率仿真结果图如图4所示,可以看出:无论是均匀尾截断、序贯添加截断还是序贯最大截断,错误概率都会随着时延约束的减小而减小,并趋于稳定。也就是说,宽松的时延约束使得均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断更容易接近目标性能。然而,对于严格的时延约束,严格的判决条件会使序贯概率比检验更难对主用户状态做出准确判决,从而导致更高的错误概率。一般来说,序贯最大截断的错误概率总是低于均匀尾截断和序贯添加截断。

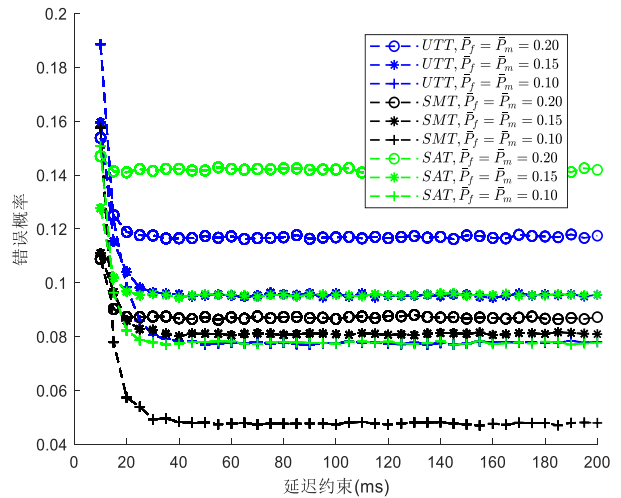


图4 不同阈值下的误差概率与时延约束的关系

Fig. 4 Error probability vs delay constraint under various thresholds

由于圆形飞行轨迹的特殊性,均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断的性能完全不受飞行速度的影响,但三者受时延约束的影响程度不同。三种截断方式的频谱感知性能与时延约束的关系如图 5 所示。

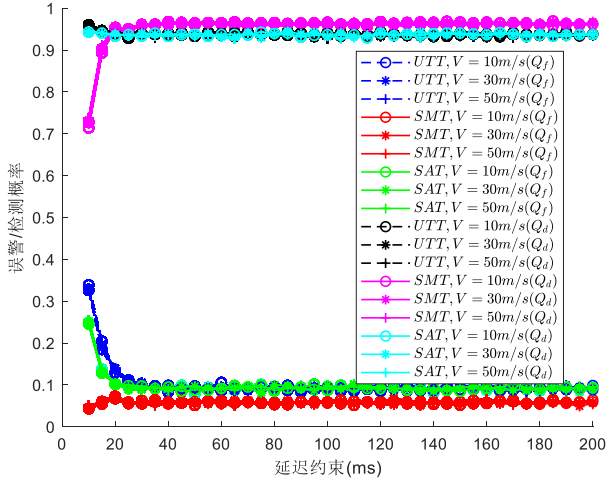


图 5 频谱感知性能与时延约束的关系

Fig. 5 Spectrum sensing performance vs delay constraint

从图 5 可以看出:在严格的时延约束下,均匀尾截断和序贯添加截断的虚警概率和检测概率都很高,其中,序贯添加截断由于采用更加灵活的感知时间分配机制,在时延约束严格的情况下,误警率比均匀尾截断要低一些,但整体而言两者的虚警概率和检测概率都高于序贯最大截断。这显然是由于两者采用了保守的硬截断方式导致的,严格的时延要求使得均匀尾截断和序贯添加截断在不满足序贯概率比检验判定条件时就宣称主用户的存在,从而最大程度地保护主用户不受无人机的干扰,因此虚警概率和检测概率都会较高。相反,当序贯最大截断需要在时延约束下终止序贯概率比检验时,会根据阈值 $(3\eta_i + \eta_u)/2$ 进行软截断。虽然在一定程度上降低了检测概率,但却提高了虚警概率。可以想象,如果预设阈值越高或越低,则检测概率会越低或越高,而虚警概率会越高或越低。随着时延限制的放宽,均匀尾截断的虚警率和检测概率逐渐降低,而序贯最大截断的虚警概率和检测概率逐渐升高,直到性能趋于稳定。显然,放宽时延限制可以使均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断接收到更多的样本,以

进行正常判决。由于均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断在环形飞行轨迹上总是具有相同的感知范围和局部感知时间,因此,均匀尾截断、序贯添加截断和序贯最大截断的序贯概率比检验权重相同,但序贯最大截断引入了感知时间系数 ξ ,借助信噪比实现不均匀的微感知时间分配,增加了每个微感知时间,频谱感知性能变得更好。而在均匀尾截断和序贯添加截断中,每个微感知时间都是一样的,所以没有这种优势,放松时延约束会使均匀尾截断和序贯添加截断逐渐恢复到正常的频谱感知性能。最终,序贯最大截断的虚警概率和检测概率都优于均匀尾截断和序贯添加截断。

需要强调的是,无论序贯最大截断在序贯概率比检验判决中需要多少样本,它都不需要像均匀尾截断和序贯添加截断一样向融合中心提交样本^[25],而这样做将增加公共控制通道的通信开销。三种截断方式的感知时间与时延约束的关系如图 6 所示。

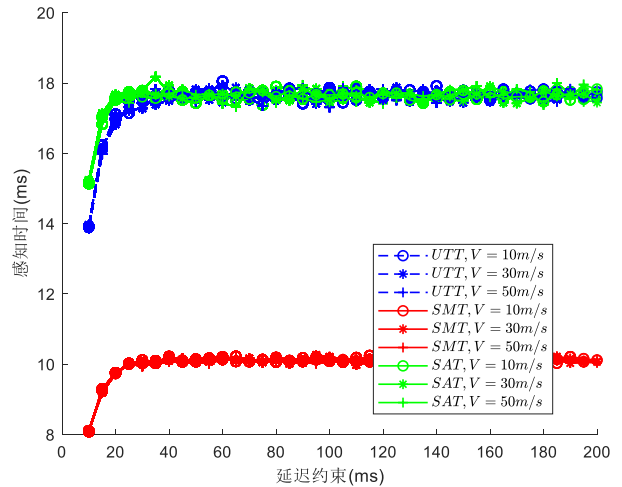


图 6 感知时间与时延约束的关系

Fig. 6 Sensing time vs delay constraint

从图 6 可以看出:三种截断方法的感知时间都随着时延约束的增加而增加,然后保持稳定,这是因为序贯概率比检验过程逐渐不再受时延约束的限制;序贯添加截断在时延约束严格阶段的平均感知时间比均匀尾截断要高,这是由于序贯添加截断出于检测性能考虑,没有浪费剩余的感知时间,而是将其添加到了下一次的感知帧中,导致在

感知时间上略高于均匀尾截断。总体来看,序贯最大截断比均匀尾截断和序贯添加截断节省了 5.8~8.0 ms 的感知时间。这是由于均匀尾截断和序贯添加截断的感知时间包括本地感知时间和报告采样时间,而序贯最大截断的感知时间只表示本地感知时间。即使忽略均匀尾截断和序贯添加截断的报告采样时间,序贯最大截断在感知时间上仍有优势,而且这种优势随着时延约束的增加而增加,直至保持不变,原因是通过引入感知时间系数,高质量的微感知时间有助于序贯最大截断比均匀尾截断和序贯添加截断更快地完成序贯概率比检验。

5 结 论

1) 本文制定了三维的认知无人机网络框架,考虑到无人机通信系统的特点,构建了帧内协作频谱感知结构,并进一步分析了无人机的环形飞行轨迹。

2) 基于序贯概率比检验提出了一种实现快速频谱感知方案序贯最大截断,与均匀尾截断和序贯添加截断相比,从频谱感知性能和感知时间等方面展示了所提出的序贯最大截断在时延约束认知无人机网络中用于频谱感知的优势。

参 考 文 献

- [1] SALEEM Y, REHMANI M H, 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.
- [2] 刘庆健, 疏利生, 刘刚, 等. 低空无人机路径规划算法综述 [J]. *航空工程进展*, 2023, 14(2): 24-34.
LIU Qingjian, SHU Lisheng, LIU Gang, et al. A survey of low altitude UAV path planning algorithms [J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2023, 14(2): 24-34. (in Chinese)
- [3] HU H, DA X, HUANG Y, et al. SE and EE optimization for cognitive UAV network based on location information [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 162115-162126.
- [4] JACOB P, SIRIGINA R P, MADHUKUMAR A S, et al. Cognitive radio for aeronautical communications: A survey [J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 3417-3443.
- [5] ARJOUNE Y, KAABOUCH N. A comprehensive survey on spectrum sensing in cognitive radio networks: Recent advances, new challenges, and future research directions [J]. *Sensors*, 2019, 19(1): 126.
- [6] 陶玉柱, 胡建旺, 崔佩璋. 软件无线电技术综述 [J]. *通信技术*, 2011, 44(1): 37-39.
TAO Yuzhu, HU Jianwang, CUI Peizhang. Software radio technology overview [J]. *Communication Technology*, 2011, 44(1): 37-39. (in Chinese)
- [7] 郭彩丽, 张天魁, 曾志民, 等. 认知无线电关键技术及应用的研究现状 [J]. *电信科学*, 2006(8): 50-55.
GUO Caili, ZHANG Tiankui, ZENG Zhimin, et al. Research status of cognitive radio key technologies and applications [J]. *Telecommunication Science*, 2006(8): 50-55. (in Chinese)
- [8] 张宏伟, 达新宇, 胡航, 等. 认知无人机网络中多机协作频谱感知研究 [J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2020, 21(1): 92-98.
ZHANG Hongwei, XinyuDA, HU Hang, et al. A study of multi-copter collaborative spectrum sensing in cognitive UAV networks [J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2020, 21(1): 92-98. (in Chinese)
- [9] 田疆, 李二超. 用于无人机三维航迹规划改进连接型快速扩展随机树算法 [J]. *航空工程进展*, 2018, 9(4): 514-522.
TIAN Jiang, LI Erchao. An improved RRT-connect algorithm used for UAV 3D trajectory planning [J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2018, 9(4): 514-522. (in Chinese)
- [10] ZHENG M, CHEN L, LIANG W, et al. Energy-efficiency maximization for cooperative spectrum sensing in cognitive sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2017, 1(1): 29-39.
- [11] LIANG X, XU W, GAO H, et al. Throughput optimization for cognitive UAV networks: a three-dimensional-location-aware approach [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(7): 948-952.
- [12] LIU X, GUAN M, ZHANG X, et al. Spectrum sensing optimization in an UAV-based cognitive radio [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 44002-44009.
- [13] SHEN F, DING G, WANG Z, et al. UAV-based 3D spectrum sensing in spectrum-heterogeneous networks [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 5711-5722.
- [14] ZHANG Hongwei, XinyuDA, HU Hang. Multi-UAV cooperative spectrum sensing in cognitive UAV network [C]// the 5th International Conference on Communication and In-

- formation Processing. New York, USA: IEEE, 2019: 273-278.
- [15] PAN Y, DA X, HU H, et al. Energy-efficiency optimization of UAV-based cognitive radio system [J]. IEEE Access, 2019, 7: 155381-155391.
- [16] WU J, CHEN Y, LI P, et al. Optimisation of virtual cooperative spectrum sensing for UAV-based interweave cognitive radio system [J]. IET Communications, 2020, 2: 12103.
- [17] 包海东, 冀保峰, 陈珍珍, 等. 混合决策下认知无人机网络中继选择算法[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2022, 43(2): 41-46, 53.
BAO Haidong, JI Baofeng, CHEN Zhenzhen, et al. Cognitive unmanned aerial vehicle network relay selection algorithm under hybrid decision[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2022, 43(2): 41-46, 53. (in Chinese)
- [18] 陈安民, 张春元, 张泽林. 基于长短期记忆网络的无人机认知无线电频谱预测[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(1): 37-43.
CHEN Anmin, ZHANG Chunyuan, ZHANG Zelin. UAV cognitive radio spectrum prediction based on long short-term memory network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(1): 37-43. (in Chinese)
- [19] 岳文静, 孙鹏, 陈志. 基于改进海鸥算法的认知无人机网络频谱分配[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(9): 7-12.
YUE Wenjing, SUN Peng, CHEN Zhi. Spectrum allocation of cognitive UAV network based on improved seagull algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(9): 7-12. (in Chinese)
- [20] WU J, YU Y, SONG T, et al. Sequential 0/1 for cooperative spectrum sensing in the presence of strategic Byzantine attack[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 8(2): 500-503.
- [21] LIANG Y C, ZENG Y, PEH E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [22] VARSHNEY P K. Distributed detection and data fusion [M]. US: Springer Science & Business Media, 2012.
- [23] WU J, SONG T, YU Y, et al. Sequential cooperative spectrum sensing in the presence of dynamic Byzantine attack for mobile networks [EB/OL]. [2024-04-04]. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0199546>.
- [24] WU J, SONG T, YU Y, et al. Reuse of Byzantine data in cooperative spectrum sensing using sequential detection [J]. IET Communications, 2020, 14(2): 251-261.
- [25] XIN Y, LAI L. Fast wideband spectrum scanning for multi-channel cognitive radio systems [C] // 2010 44th Annual Conference on Information Sciences and Systems. Princeton, NJ, USA, IEEE, 2010: 1-6.

(编辑:丛艳娟)