

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.04.019

基于协调学习的分布式协同抗干扰方法

单靖原¹, 曹昕莹², 阮朗²

(1. 北京邮电大学国际学院, 北京 100876; 2. 海军航空大学, 烟台 264001)

摘要: 针对强干扰和有限频谱资源的分布式信道接入场景, 设计快速高效的动态信道接入方法, 以实现有效的抗干扰通信性能。首先将干扰源信号设计为协调信号, 从而将该分布式频谱接入问题构建为基于相关均衡 (Correlated equilibrium, CE) 的博弈模型。为有效解决不同干扰模式带来的收敛性能问题, 设计了信号计数器 (Event counters, ECs), 根据干扰信号的特征对协调信号进行改进, 构建了一种基于协调学习的分布式协同抗干扰方法, 有效加速了 CE 点的生成。基于上述方案, 设计了相应的基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法。仿真结果表明, 所提方法能够有效完成分布式协同抗干扰及信道接入, 实现更优的全网通信性能和公平性; 在面对随机干扰时, 能够在保证不丢失公平性的前提下实现更为快速有效的全网通信性能。

关键词: 抗干扰技术; 分布式接入; 协调学习; 相关均衡

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2024)04-0756-11

Distributed Cooperative Anti-Jamming Method Based on Coordination Learning

SHAN Jingyuan¹, CAO Xinying², RUAN Lang²

(1. International School, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: This paper investigates a fast and efficient dynamic channel access method for distributed channel access scenarios with strong jamming and limited channel resources to achieve effective anti-jamming communication performance. The proposed problem is constructed as a correlated equilibrium (CE)-based game model with jamming signals designed as coordination signals. To effectively raise the convergence performance under different jamming patterns, the event counters (ECs) are designed, where the coordination signal is improved according to the characteristics of the jamming signal. Next, a distributed cooperative anti-jamming approach is constructed based on coordinated learning, which effectively accelerates the generation of CE points. Based on the above approach, this paper designs a distributed channel access anti-jamming algorithm based on coordination signal optimization, and the simulation results show that the proposed approach can effectively achieve cooperative anti-jamming and channel access. Compared with the existing work, the proposed approach can achieve better communication performance and fairness in the face of sweep jamming. In the face of random jamming, it can achieve faster and better communication performance without losing fairness.

Key words: anti-jamming techniques; distributed access; coordination learning; correlated equilibrium

随着信息化、数字化时代的快速发展, 为满足人们对无线网络的需求, 无线设备被高密度部署,

基金项目: 国家资助博士后研究人员计划 (GZB20230989)。

收稿日期: 2024-04-30; **修订日期:** 2024-06-03

通信作者: 阮朗, 男, 讲师, E-mail: ruanlangjyy@163.com。

引用格式: 单靖原, 曹昕莹, 阮朗. 基于协调学习的分布式协同抗干扰方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4): 756-766. SHAN Jingyuan, CAO Xinying, RUAN Lang. Distributed cooperative anti-jamming approach based on coordination learning[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4): 756-766.

而无线通信系统因频率资源紧张、网络结构复杂等因素易遭受内外部干扰,影响信息传递效率,这使得现代通信技术正面临着复杂电磁环境的挑战。因此,研究干扰下的分布式信道接入技术对于提升通信系统的抗干扰能力、保障系统可靠性和性能至关重要,相关技术发展也引起了人们的广泛关注。

目前,抗干扰下分布式信道接入相关的研究工作都集中在协同抗干扰方面,如协议设计、通信链路和资源分配等^[1-3]。在多信道环境下,为解决信道竞争接入问题,需要有效的信道分配协议,而在分布式网络中,通信用户(Communication users, CUs)或接入点不存在相应的权力去决定信道分配,信道分配仅仅依赖于站间的协调(合作)或站间的历史知识(非合作),前者的开销较高,后者的准确性较低,因此两者都不能达到预期的利用率。需要通过设计有效的协调机制,能够帮助完成分布式网络中的用户接入,同时有效规避外部干扰。

1 相关工作

用户在完成分布式信道接入工作时,需要针对不同的干扰类型(常规干扰、反应式干扰、转发式干扰和主动预测式干扰等)和干扰强度,现有的通信抗干扰技术主要采用以下5个思路:硬抗、躲避、消除、隐藏和诱骗^[4]。研究工作对时间域、频率域、功率域和链路域等不同物理域下的具体问题进行针对性抗干扰方法设计,并联合多种技术手段开展协同抗干扰研究^[5-8]。其中,一些研究关注于如何通过干扰对齐、干扰消除等技术来减少干扰对通信性能的影响,这通常需要在发送端和接收端进行复杂的信号处理,因而面临信令开销大、计算复杂度高等问题。另一些研究则关注分布式网络中的节点自治、移动性强和信息交互弱等特点,通过分布式协作的方式来优化信道接入过程。这些方法通常利用节点间的信息交互和协作,以实现更高效信道接入。

博弈论可用于研究分布式网络中的节点内部行为(合作与竞争)^[5-9]和外部对抗^[4,10-12],相关研究致力于从理论上分析博弈稳定结构的存在和性质,并试图实现这些博弈的纳什均衡(Nash equilibrium, NE),在多智能体系统中得到了广泛应用^[13]。Jia等^[4]介绍了基于斯塔克尔伯格(Stackelberg)、马尔可夫(Markov)和超图(Hypergraphs)的抗干扰博弈方法,并讨论了不同的博弈模型下的典型应用和未来发展方向。

Stackelberg 博弈属于非合作博弈^[14],其中的不对称性和“领导-追随”的特点符合由抗干扰策略中

先后决策的思想。Qi等^[6]提出以牺牲部分己方节点以换取其他节点通信性能的思路,并将双方节点间的互动关系建模为 Stackelberg 博弈。Ahmed等^[10]设计了一种基于欺骗的抗干扰策略,在制定策略时采用了 Stackelberg 框架,综合考虑干扰者的侦察能力。在制定安全策略时,Stackelberg 博弈可以有效地表征干扰者的感知能力和攻击能力。然而在面对连续动态干扰和多用户决策时,其泛用性和收敛性存在着一定的局限,无法保证公平性和资源的协调。

在通信抗干扰场景中,用户间的策略选择往往具有时间连续性,当前时刻的决策取决于上一时刻的动作,这符合马尔可夫决策过程(Markov decision process, MDP)的特征。马尔可夫博弈同时具有 MDP 和博弈论的特点,面向的就是多智能体决策。因此,部分研究将抗干扰决策问题构建为马尔可夫博弈模型,并设计了对应的学习算法^[5,7,11,15]。Liu等^[11]提出了一种基于抗干扰深度强化学习的信道接入算法,无需对干扰模式进行建模,具备广泛应对动态和智能干扰的能力。一些研究工作采用信息不对称的贝叶斯博弈框架,根据对干扰检测中的虚警概率和发现概率进行优化^[16]。这些方法在一定程度上提高了分布式网络的通信性能,但仍存在收敛速度慢、需要掌握全局或者局部信息等问题。为有效解决信息交互难的问题,文献[15]提出了协调学习,通过在分布式正交频分多址(Orthogonal frequency-division multiple access, OFDMA)网络中的子信道设计子载波,设计了一种基于协调信号的多信道分配方法,实现了高效的分布式信道接入。协调学习的核心在于找到一个独立于信道条件的随机整数,同时又能够及时被各节点所观察到,最终使得节点能针对每个协调信号值采取合适的行动策略。

近年来,一些研究工作借鉴“变害为利”的思想,利用干扰的特性来优化信道接入过程,通过设计基于干扰感知的信道接入协议来减少碰撞概率,提高信道利用率^[6,8,17]。受到文献[18]的启发,Xu等^[17]考虑利用干扰信号作为己方用频协同的协调信号,该协调信号可视为在同一冲突域内所有用户都能观察到的共识信息,指导用户协同选频决策。针对分布式网络中的协同抗干扰问题,结合密集网络下的快速高效抗干扰通信需求,本文进一步将干扰信号和信道接入机制进行深耦合,在强干扰和有限频谱资源场景下,根据干扰信号的特征对协调信号进行改进,设计了一种基于协调学习的分布式协同抗干扰方法。本文的主要工作总结如下:

(1) 将该分布式协同抗干扰问题构建为基于相关均衡 (Correlated equilibrium, CE) 的博弈模型, 设计了一种基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法, 在面对不同干扰模式时, 创新性地设置信号计数观察信号特征 (信号数值及频次) 并对协调信号进行二次更新, 保证信道感知的有效利用率, 同时提升了用户成功通信的效率和公平性。

(2) 仿真结果表明, 本文提出的基于协调学习的分布式信道接入方法相较于现有的基于干扰利用的信道接入工作和传统的基于感知的频谱接入方案, 在面对扫频干扰和随机干扰等强干扰信号下, 实现了更为高效公平的通信性能。

考虑到文献[17-18]中的工作同样采用了基于协调学习的分布式信道接入方案, 本文的主要区别是: (1) 在面对随机干扰等信号空间大的干扰模式, 通过合理压缩协调信号, 加速前期收敛效率, 提升了全网通信性能; (2) 在面对扫频干扰等信号空间小的干扰模式, 通过扩充协调信号空间, 提升了用户接入信道的公平性。

2 协同抗干扰模型及目标

2.1 问题模型

本文考虑的场景为存在外部恶意干扰下的分布式网络, 如图 1 所示。通信用户对 CUs (以下简称“用户”) 包含收信机 T_x 和发信机 R_x , 通过在不同的时刻接入信道, 实现内部竞争和外部干扰下的通信。定义通信用户的集合为 $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, n, \dots, N\}$, 其中 $n \in \mathcal{N}$ 表示用户的序号, 同理将网络中的可用信道集合定义为 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, m, \dots, M\}$, 其中 $m \in \mathcal{M}$ 表示信道的序号。令总传输时间分时段, 表示为 $1, 2, \dots, T$ 。假设干扰一直采用固定功率并持续对用户进行干扰, 在第 t 个时段, 除非特殊说明, 否则后续建模过程均针对第 t 个时段 ($1 \leq t \leq T$) 干扰的信道集合为 C_t 。用户在不同的时段采用不同的信道接入策略 $a_{n,t} \in \mathcal{M}$, 从而各自实现抗干扰通信。 P_{T_n} 表示用户 n 的 T_x 传输功率。

信号在无线信道中传输会产生一定程度的衰落, 为构建真实合理的信号传输模型, 本文借鉴文献[19]的思想, 引入块衰落信道模型, 即信道的特征参数在不同时段间会发生变化。假设用户收发信机之间的距离较短, 其通信信道属于大尺度衰落模型, 瞬时衰落系数为 ϵ_s (通常为常数); 而干扰机距离用户较远, 其信道属于小尺度衰落模型, 干扰

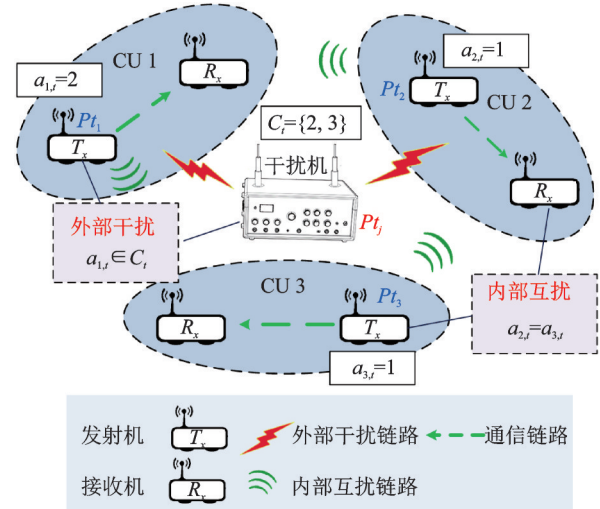


图1 分布式多用户信道接入下的外部干扰和内部互扰示意图

Fig.1 Schematic of external jamming and internal interferences under distributed multi-user channel access

的衰落模型为瑞利衰落, 瞬时衰落系数设置为 ϵ_j (通常为服从单位均值的指数分布)。定义用户收发信机之间的信道增益为 $\delta_{n,j}(t) = d_{n,j}^\alpha \epsilon_s$, 其中 $d_{n,j}$ 表示用户 n 收发信机之间的距离; 干扰与 R_x 之间的信道增益为 $\delta_{n,j}(t) = d_{n,j}^\beta \epsilon_j$, 其中 $d_{n,j}$ 表示干扰机与用户收信机的距离, $\alpha < 0$ 和 $\beta < 0$ 分别表示路径衰落因子 (通常取 -2)。受小尺度衰落的影响, 用户收信机接收到的干扰信号增益也随时间变化而变化。

本模型的介质访问控制 (Medium access control, MAC) 协议主要基于 IEEE 802.11 中的带有冲突避免的载波侦听多路访问 (Carrier sense multiple access with collision avoidance, CSMA/CA)^[20]。CSMA/CA 的一个重要特点是在接入信道之前都需要进行监听。当发现信道空闲后, 其才可以进行接入。源自于 Aloha 的 ACK 反馈机制, 若接收到对方反馈的 ACK 后, 那么这一次传输成功, 否则失败。显然, 用户选择同一信道则会造成冲突, 称之为互扰。互扰由相互的物理距离决定, 距离越远, 互扰影响越小。定义用户 n 和 m 的距离为 $d_{m,n}$ (单位: m), 那么, 用户 n 受到的其他所有用户对它施加的互扰可以表示为 $I_n(t)$ (单位: W), 表达式为

$$I_n(t) = \sum_{m \in \mathcal{N}} P_{T_m} \delta_{m,n}(t) \quad \forall m, n \in \mathcal{N} \quad (1)$$

式中: $\delta_{m,n}(t) = d_{m,n}^{\alpha_1} \epsilon_{m,n}(t)$ 表示用户 m 与用户 n 收信机之间的信道增益, 其中 $d_{m,n}$, $\alpha_1 < 0$ 和 $\epsilon_{m,n}$ 分别表示用户间的距离、路径衰落因子和小尺度衰落系数。假定每个可用信道的带宽相同, 那么用户收信

机的接收信干噪比 (Signal to interference plus noise ratio, SINR) 可以表示为

$$\eta(a_{n,t}, C_t) = \begin{cases} \frac{P_{t_n} \delta_n(t)}{N_0 B + I_n(t) + P_{t_j} \delta_{n,j}(t)} & a_{n,t} \in C_t \\ \frac{P_{t_n} \delta_n(t)}{N_0 B + I_n(t)} & a_{n,t} \notin C_t \end{cases} \quad (2)$$

式中: P_{t_j} 表示干扰的发射功率 (单位: W); N_0 表示单位带宽的噪声功率 (单位: W/Hz); B 表示信道带宽 (单位: Hz)。

用户 R_x 能否正常接收来自于 T_x 的信号, 主要取决于接收信号的 SINR 是否大于设备的最小解调门限。定义收信机接收信噪比门限为 λ , 当接收信噪比大于 λ 时, 接收机能正确解调用户传输的信息; 反之, 当接收信噪比低于解调门限时, 接收机无法正确解调信息, 则用户 n 的最大信息传输速率 (Maximum transmission rate, MTR) (单位: Mbps) 表示为

$$R_{n,t} = \begin{cases} B \cdot \log_2(1 + \eta(a_{n,t}, C_t)) & \eta(a_{n,t}, C_t) > \lambda \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

2.2 问题目标

本文构建了分布式多用户协同抗干扰模型, 问题目标表示为

$$\rho: \{a_{n,t}\}_{n \in \mathcal{N}, 1 \leq t \leq T} = \arg \max \sum_{t=1}^T \sum_{n \in \mathcal{N}'} R_{n,t} \quad (4)$$

式 (4) 表明需要找到合适的策略 $\{a_{n,t}\}_{n \in \mathcal{N}, 1 \leq t \leq T}$, 即优化全网中每个用户在每个时隙的决策, 从而使得全网 MTR 最大化。

显然, 目标是一个动态的非确定性多项式 (Non-deterministic polynomial hard, NP-hard) 问题^[21], 通过优化每个时隙分布式用户的接入决策, 实现全网通信效用的最优, 即 MTR 最大化。NP-hard 问题保证了问题能够使用多项式求解的时间去验证所有的解, 因此可以使用集中式的穷举方法进行问题的求解。然而在本模型中, 每个用户在任一时隙和干扰状态下, 都具有大量的可选策略, 问题的决策空间量巨大, 为了尽量避免相近的用户选择相同的信道, 求解的计算复杂度非常高, 从而耗费大量计算时间。需要关注的是, 用户间信息未知, 即无法获知选择的信道数, 这会使得信道接入问题出现大量碰撞; 同时, 现有的一些分布式信道接入方案在面对外部恶意干扰时, 往往无法保证收敛的性能和各用户的公平性。为解决这一问题, 需要改进现有的 MAC 协议, 设计更为高效的分布式信道接入抗干扰方案。

3 基于协调信号优化的分布式协同抗干扰方法

鉴于文献[18]在分布式 OFDMA 网络中设计的基于协调信号的多信道分配方案主要通过子信道中划分子载波来实现协调信号的生成, 需要多节点共同参与并协商。考虑到干扰信号是由敌方传输的, 无法被我方控制, 受文献[17]启发, 在用户传输前, 通过对信道进行监听, 将干扰信号转换为协调信号并加以利用。

协调学习旨在通过确定一个随机选择的整数, 它独立于信道条件, 但同时每个节点都可以不时地观察到它。这个随机整数可作为协调信号, 而节点会学习针对每个协调信号值应采取的行动。具体来说, 每个节点都有一个访问策略表 (将在 3.2 节中介绍), 这样, 每个协调信号都将被映射到一个信道 (置 0 则为休眠) 上。本节所介绍的方法需要各节点在每个时间帧前观察共同的协调信号 (即干扰信号), 然后决定在该时间帧中使用哪个信道, 并根据传输结果来决定是否改变策略。

3.1 基于协调学习的信道接入博弈

对于分布式网络中的多信道分配博弈, 需要一个具备高效、均衡和公平的非合作方案。具体来说, 如果没有集中的协调调度, 期望分布式用户能够自己学习一个高效的接入策略。这里引入了 NE^[9] 和 CE^[18] 的概念。

首先根据上节的问题建模构建博弈模型 $G = (N, \{a_n\}_{n \in \mathcal{N}}, U)$, 其中 U 为效用函数, $U_n(a_n, a_{-n})$ 由式 (3) 给定。NE 是一个很重要的概念, 它是在多个智能体决策中达成的一个不动点, 对于其中任意一个智能体, 无法通过采取其他的策略来获得更高的累积回报。

定义 1 一个策略选择 $A^* = (a_1^*, a_2^*, \dots, a_N^*)$ 被认为是博弈 $G = (N, \{a_n\}_{n \in \mathcal{N}}, U)$ 的一个纯策略 NE, 当且仅当没有参与者 n 可以通过改变其状态来提高其效用, 即

$$U_n(a_n^*, a_{-n}^*) \geq U_n(a_n, a_{-n}^*) \quad \forall n \in \mathcal{N}, \forall a_n \in A_n, a_n \neq a_n^* \quad (5)$$

在本文模型中, 一个纯策略 NE 可以保证系统解是均衡的, 但无法保证全网性能的最优和各用户的公平性。因此, CE 的概念被引入, 旨在为每个用户推荐一个动作, 并实现不同动作下的均衡。

定义 2 给定一个博弈 $G = (N, \{a_n\}_{n \in \mathcal{N}}, U)$, 给出策略配置 $A_1 \otimes A_2 \otimes \dots \otimes A_N$ 及其对应的概率分布 $\Phi: \{a_n\}_{n \in \mathcal{N}'} \rightarrow \{a_n\}_{n \in \mathcal{N}'}$, 用户根据 $\Phi(a_n)$ 来修正它

的策略。如果没有用户可以通过修改策略来提高收益,那么该策略配置就是CE。

由此可见,CE是基于推荐的均衡。 Φ 本质上是一个协调器, Φ 给每个用户推荐行动的过程可以理解成一个不完全信息的生成过程:每个用户接收到自己的信息(行动推荐),同时产生了对其他信息(行动推荐)的概率估计。用户可以根据某个共同观测到的信号(协调信号)选择行动。

定理 1 假设干扰信号在一个时隙内不发生改变,则所提的基于协调学习的信道接入博弈 $G = (N, \{a_n\}_{n \in \mathcal{I}}, U)$ 至少存在一个CE。

对于同一时隙下的干扰信号,用户通过调整策略,能够收敛到不同的NE。而不同时隙下的干扰信号能够产生不同的CE,从而给用户推荐了不同的策略,既提高了用户信道接入的效率,又提高了用户接入的公平性^[17]。

3.2 基于协调学习的分布式信道接入抗干扰方法

基于学习的算法能够为用户学习“稳态”并且得到高效的NE同时保证公平性提供优化解。基于以上构思,本节设计了基于协调学习的分布式信道抗干扰方法。

该方法的核心是分布式系统中的每个用户相互独立,并各自维护一个接入策略表(Access strategy table, AST) $\{f_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{I}}$ 和信号计数器(Event counter, EC) $\{g_n(\cdot)\}_{n \in \mathcal{I}}$ 。具体来说,信道集合为 C_t , 此时的干扰信道为 $c_t \in C_t$, 设置其为全网可识别的标识符(协调信号), 引导各用户自行学习信道分配策略。同时设置EC, 对协调信号的特征(信号数值及频次)进行记录, 从而判定决策空间大小, 并进行协调信号优化。

3.2.1 传输和监听机制(MAC层协议)

用户在物理层通过观测完成对干扰信号的收集后,进一步构建多用户抗干扰信道接入的MAC

协议。需要说明的是,在CSMA/CA及OFDMA等分布式网络中,时间的考虑至关重要,时隙帧的同步对齐直接影响着算法的有效性,为验证本方案相较于现有方案对于分布式网络带来的性能提升,考虑时隙已在帧结构的前导帧中完成同步。其他假设如下:

(1) 采用等时隙划分方式(即 $1, 2, \dots, T$), 用户和干扰的时隙相同且对齐。

(2) 每个用户有两个半双工天线,一个用于数据传输,另一个用于信道感知。用户在信道感知空闲阶段完成和干扰时隙的对齐。

(3) 假设干扰功率足够大,在区域范围内能够实现对所选信道的压制。

(4) 假定用户和干扰的可用信道集相等,即用户的信道策略为 $a_i \in M \cup \{0\}$, 则 $f_n(c_t)$ 表示为用户 n 的决策。AST将每个协调信号映射到零或者一个单独信道,即 $f_n: C \rightarrow M \cup \{0\}$ 。

用户在每次迭代前观察共同的协调信号,然后决定在该次迭代中使用哪个信道,并根据其传输的结果(成功或失败)来决定是否改变策略。

图2显示了多用户信道接入抗干扰的MAC时隙结构。用户的每个传输时隙包括信号观测、决策、信道接入、ACK反馈和更新过程,具体如下:

- ① 观测阶段:每个用户对本时隙的干扰信号进行感知,通过分析干扰信号和出现频次,基于设置的EC(相关介绍见下节)生成协调信号 $c_t \in C_t$ 。
- ② 决策阶段:根据协调信号 c_t , 读取 $AST\{f_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{I}}$ 并确定信道决策。
- ③ 传输/监听阶段:用户开始执行传输或监听。
- ④ 反馈阶段:传输时,接收方验证是否收到发送方的ACK;监听时,记录监听信道是否空闲。
- ⑤ 更新阶段:用户根据传输反馈更新当前的 $AST\{f_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{I}}$ 。

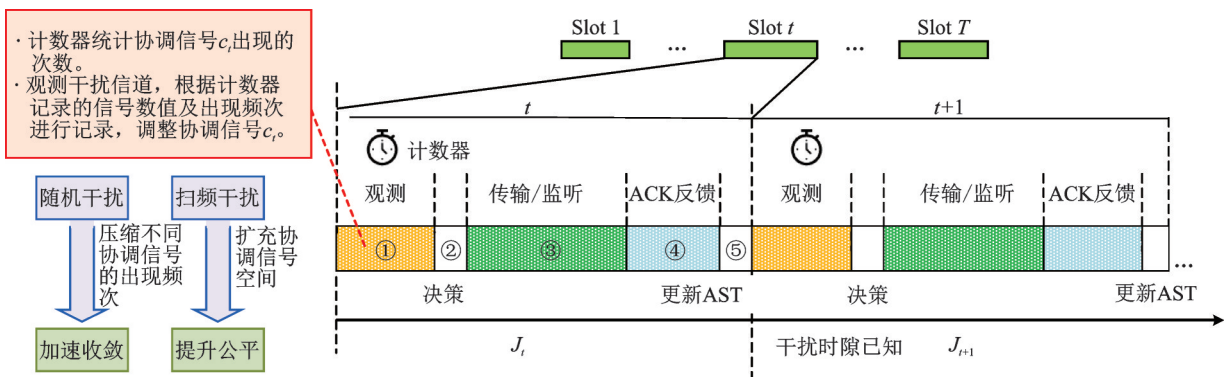


图2 基于协调学习的分布式信道接入抗干扰方法时隙示意图

Fig.2 Time-slot schematic of a coordinated learning-based anti-jamming method for distributed channel access

3.2.2 面向协调信号优化的EC设置

现有工作在面向如扫频干扰之类的干扰模式时,由于模式单一导致协调信号 $f_n(c_t)$ 的集合数量过少,因此产生的CE点过少,从而影响了用户接入的公平性;而在面对随机干扰时,由于 $f_n(c_t)$ 集合空间过大,迭代多次才能出现重复的协调信号,导致算法收敛效率低。因此,本文引入EC,即 $\{g_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{N}}$,统计协调信号 c_t 出现的次数,并对协调信号进行研判。

具体来说,EC通过对协调信号的特征(信号数值及频次)进行记录,从而判定决策空间大小,并进行协调信号优化。在面对随机干扰等信号空间大的干扰模式,通过合理压缩协调信号,加速了收敛时间;在面对扫频干扰等信号空间小的干扰模式,通过扩充协调信号空间,有效提升了用户接入信道的公平性。需要说明的是,EC的引入能够有效提升有效策略的生成,从而加速了均衡解的获取,同时不会影响博弈模型的均衡解。

因此,本节面向协调信号优化,引入设计好的EC进行算法设计,并通过设置EC判定阈值 Th_{ce} 和信号最大重复容忍数 T_d ,对协调信号的数值和频次进行量化和判定,本算法对于上述数值取固定值,实际算法运行中可考虑自适应调整,流程如下。

算法1 基于EC的协调信号优化算法

输入:用户信道选择 c_t , $\text{EC}\{g_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{N}}$,EC判定阈

值 Th_{ce} 和信号最大重复容忍数 T_d 。

Step 1: $c'_t = c_t$;

Step 2:

if $g_n(c_t) == 0$ //如果 c_t 没出现过

 计算 $C' = \{N \mid g_n(c_t) > 0, c_t \in C\}$

 if $T_d < \text{card}\{C'\}$ //如果超量

$c_t = \arg \min_{g_n(c_t) > 0} g_n(c_t)$

$c'_t = c_t$

 end

else if $g_n(c_t) > 0$ //如果 c_t 出现过

 if $g_n(c_t) > \text{Th}_{\text{ce}}$ //如果次数超过阈值

 if $\text{rand} > P_{\text{defer}}$ //以一定概率调整

 if $c'_t < 2^M$

$c'_t = c_t + 1$

 else

$c'_t = c_t - 1$

 end

 end

 if $g_n(c_t) > \text{Th}_{\text{ce}}$

 end

end

Step 3: $g_n(c'_t) = g_n(c_t) + 1$

输出:新的用户信道选择 c'_t 。

3.2.3 算法设计

基于设计好的MAC层协议及EC设置,本节设计了基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法。介绍算法之前,首先对干扰的强度进行定义,设干扰信道数量为 $\text{card}\{C_t\}$,为了表征随机干扰在每个时隙的平均数量,定义干扰度为

$$J_d = \sum_{t=1}^T \frac{\text{card}\{C_t\}}{M_t} / T \quad (6)$$

式中 M_t 表示信道数。显然, J_d 越大,表明随机干扰的干扰能力越强。为对通信性能进行精准刻画,仿真引入全网MTR $\left(\sum_{t=1}^T \sum_{n=1}^N R_{n,t}\right)$ 以及公平性指标(Jain's fairness index, JFI),JFI表示为

$$F(\hat{R}_1, \hat{R}_2, \dots, \hat{R}_n) = \frac{\left(\sum_{n=1}^N \hat{R}_n\right)^2}{N \sum_{n=1}^N \hat{R}_n^2} \in \left[\frac{1}{N}, 1\right] \quad (7)$$

式中 $R_n = \sum_{t=1}^T R_{n,t}$ 。JFI值越大,公平性越好。算法

具体流程如下。

算法2 基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法

初始化:输入信道参数,用户数量 N ,可用信道数量 M ,干扰度区间 J_d , $\text{EC}\{g_n(c_t)\}_{n \in \mathcal{N}}$ 置零。将AST初始化为全零的映射,设置CE判定阈值 Th_{ce} ,设置成功通信标志位 $\eta_{n,t}$,设置迭代次数 T 。

Step 1:各用户随机接入一个信道。

for $t = 1: T$

 for $n = 1: N$

 Step 2-1:信道感知,得到 c_t ;

 Step 2-2:协调信号优化,进入算法1,输出 c'_t ;

 Step 2-3:根据 $f_n(c'_t)$ 执行动作:

 ①传输:当 $f_n(c'_t) > 0$ 时,用户 n 执行传输策略,选择信道 $f_n(c'_t)$ 。当传输成功时,则保持 $f_n(c'_t)$ 和对应的AST不变, $\eta_{n,t} = 1$;当传输失败时,假设碰撞发生,以 P_{defer} 的概率设置 $f_n(c'_t)$, $\eta_{n,t} = 0$ 。

 ②监听:当 $f_n(c'_t) = 0$ 时,用户在本时隙不进行传输,同时选择一个信道 $m' \in M$ 进行监听,如果该信道空闲,则设置 $f_n(c'_t) = m'$,否则保持不变。

 Step 2-4:反馈:基于ACK,计算 $R_{n,t}$ 。

 end

end

Step 3:记录数据,根据式(7)计算 $F(\hat{R}_1, \hat{R}_2, \dots, \hat{R}_n)$ 。

输出: 全网 MTR $\{R_{n,t}\}_{n \in \mathcal{N}, t=1,2,\dots,T}$, 信噪比 $\{\eta_{n,t}\}_{n \in \mathcal{N}, t=1,2,\dots,T}$, JFIF $(\hat{R}_1, \hat{R}_2, \dots, \hat{R}_n)$ 。

当传输开始时, 用户依据各自的 AST 进行信道接入。由于 AST 的初始化设置, 碰撞是不可避免的, 也可能有大量信道处于空闲状态。

需要注意的是, 传输成功的判定是基于式(3), 即信噪比是否大于相应的解调门限决定了传输的成功与否。

4 仿真结果

本节通过执行算法仿真来评估所设计的方法对于系统模型的有效性。系统仿真采用 Matlab R2023a 软件, 参数设定不影响一般性。考虑地面二维场景, 场景大小 $500 \text{ m} \times 500 \text{ m}$, 干扰机的位置设为 $(250 \text{ m}, 250 \text{ m})$, 用户随机分布在场景中, 并使用 K 均值聚类方法使得产生的网络拓扑均匀性更好。考虑信道的衰落特性并建立对数正态衰落模型^[19], 路径衰落因子 $\alpha = \beta = -2$, 瞬时衰落系数 ϵ_s 和 ϵ_j 服从单位均值的指数分布, 表示为 e^K 。其中, K 为服从均值为零且方差为 η^2 的高斯变量。在对数正态衰落模型中, $\eta = 0.1 \times \log_2 10 \times \eta_{\text{dB}}$, 仿真设分贝值 η_{dB} 为 12 dB, 信道背景噪声为 $N_0 = -174 \text{ dB/Hz}$, 设置用户数量区间为 $N = 6 \sim 15$, 可用信道数量区间为 $M = 3 \sim 8$, 干扰度区间 $J_d = 0 \sim 0.9$ 。

4.1 算法收敛性能和公平性

首先对本文的基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法(以下简称协调信号优化抗扰算法)的收敛性能进行分析, 仿真参数如下: 6 个信道、8 个用户、2 个干扰, 干扰为干扰度为 0.5 的随机干扰。图 3 为在本文算法下, 其中一个部署场景下, 全网 MTR 和成功通信次数随迭代次数的变化(算法经过 100 次蒙特卡洛仿真并取平均值)。由图可知, 在经过约 800 次迭代后, 接入信道的用户数量曲线逐渐收敛, 表明了协调信号优化抗扰算法的有效性, 能够通过协调信号的观测和优化, 顺利地学习出 CE 点。

图 4 为本文的协调信号优化抗扰算法下, 每个信道下的用户接入数量的收敛图, 算法在 500 次迭代后逐渐平稳, 并在 800 次迭代后收敛, 在 800 次迭代后, 信道的用户接入数量都为 1, 显然, 此时没有用户发生碰撞。实际上, 在迭代后期时, 部分有 2 个用户, 但是由于它们的物理距离相对较远, 因此相互间通信的 SINR 小于解调门限, 因此可以同时在一个信道上进行通信。

由于在干扰下, 全网的可用信道仅为 4 个, 因

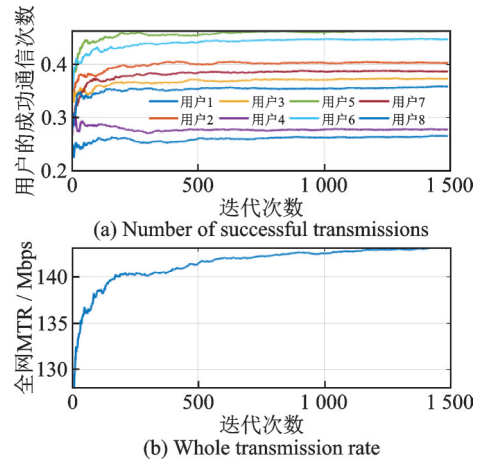


图3 本文用户成功通信次数和全网 MTR 的性能迭代曲线(随机干扰, 干扰度 0.5, $N = 8$, $M = 6$, $\text{card}\{C_i\} = 2$, 100 次蒙特卡洛仿真取均值)

Fig.3 Iterative performance curves of the number of successful transmission and the whole transmission rate (Random jamming, $J_d=0.5$, $N = 8$, $M = 6$, $\text{card}\{C_i\} = 2$, averaged over 100 Monte Carlo simulations)

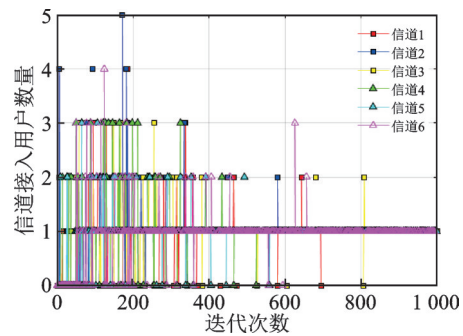


图4 本文用户信道选择收敛单次示意图(随机干扰, 干扰度 0.5, $N = 8$, $M = 6$, $\text{card}\{C_i\} = 2$)

Fig.4 One-shot schematic of channel selection convergence of user (Random jamming, $J_d=0.5$, $N = 8$, $M = 6$, $\text{card}\{C_i\} = 2$)

此 8 个用户的每时隙平均成功通信次数理论上最大为 4 次, 计算得全网的每时隙平均成功通信次数为 3.05。实际上, 由于干扰是随机的, 该方法下的反馈和决策永远具有滞后性, 但是分布式信道接入的效果仍然能保持。用户的公平性出现了波动, 但仍然较稳定, 这是因为随机干扰赋予了协调信号更高的维度, 从而使得决策的随机性更强, 印证了 CE 能够一定程度保证公平性。

由于对干扰具有“预判性”, 因此干扰在这里很好地担当了协调信号的角色, 并且没有给整个系统带来其他影响。同时, 计算 JFI 值, 得到 $F(\bullet) = 0.985$, 用户的成功通信次数区间为 0.27~0.44, 表明本文算法下, 同时每个用户的平均通信速率相近, 全网通信用户的通信公平性得到了保证。

4.2 性能对比

本文还引入了对比算法,一种为文献[17]中的基于干扰利用的分布式信道接入方法(以下简称干扰利用抗扰算法),主要区别在于没有对协调信号进行优化调整,在面对扫频干扰和随机干扰时,协调信号的空间无法及时有效地收敛 AST。实际上,在 4.1 节中同样的参数下,针对双扫频干扰,干扰利用抗扰算法虽然能够实现相近的全网 MCR,但是各用户的通信性能收敛结果如下: $F(\bullet)=0.858$,用户成功通信次数 0.17~0.95,用户的接入公平性没有得到很好的保证。

此外,还引入了基于感知的分布式信道接入方法(以下简称感知抗扰算法)作为对比,该算法下,用户在每个时隙感知信道并在下一时隙直接接入空闲的信道。结合以上对比方法带来的问题和思考,下面对本文算法的性能进行仿真并分析。

4.2.1 双扫频干扰下的算法性能对比

比较本文算法,全网 MTR 和 JFI 随信道变化的性能对比,如图 5 所示,可以看到随着信道数量的增加,算法的全网 MTR 和 JFI 逐渐提升,这是因为可用信道数量的增加进一步提升了决策空间的大小,也增加了协调信号的多样性,有利于 AST 的收敛和 CE 的产生。需要说明的是,尽管感知抗扰算法的 JFI 逼近 1,但分析原因是信道的不足导致全网用户几乎都在碰撞和休眠(当 $M=3$ 时完全无法接入,因此没有数值),从而统一产生了较低的 MTR,因此 JFI 高,但不具备可比性。

算法比对发现,本文的协调信号优化抗扰算法在信道数量变化时,一直能够实现更优于干扰利用

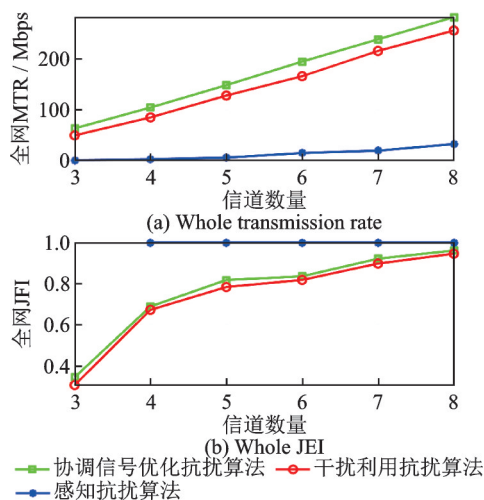


图 5 全网 MTR 和 JFI 随信道变化的算法性能对比图(双扫频, $N=10, M=3\sim 8, \text{card}\{C_i\}=2$)

Fig.5 Comparison performance of the whole MTR and JFI with channel variations by different algorithms (Dual-sweep jamming, $N=10, M=3\sim 8, \text{card}\{C_i\}=2$)

抗扰算法的 MTR 和 JFI。这是因为双扫频的干扰变化规律存在于有限的决策空间,可以被很好地学习,但也使得干扰信号(协调信号)空间越来越小,这极大地减少了用户在面对同一个协调信号的不同选择,因此保证多个 CE,从而影响了 NE 点的性能和公平性。而所提的协调信号优化抗扰算法基于 EC 对协调信号时刻保持着迭代和更新,有效保证了新的协调信号的产生,因此能够实现更高的通信性能,同时保证了公平性。

考虑用户数量的变化,比较所有算法下,全网 MTR 和 JFI 的性能对比(如图 6 所示),可以看到随着用户数量的增加,算法的全网 MTR 变化趋势不明显,这是因为用户的通信速率几乎是由全网可用的信道数所决定的,由于信道数量和干扰数量并没有变化,尽管用户数量增加,但是算法后期逐渐形成了更多的休眠用户,最终实现的都是信道资源的饱和。JFI 出现明显下降,这是因为用户数量的增加使得有限的协调信号空间更加难以应付算法的收敛。这也进一步验证了本文的协调信号优化抗扰算法对于协调信号的处理是精准且巧妙的,突出了其在性能上的优越。

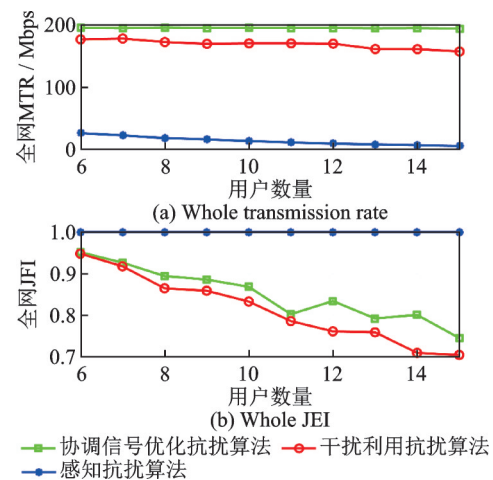


图 6 全网 MTR 和 JFI 随用户数量变化的性能对比图(双扫频干扰, $N=6\sim 16, M=6, \text{card}\{C_i\}=2$)

Fig.6 Comparison performance of the whole MTR and JFI with the number of users by different algorithms (Dual-sweep jamming, $N=6\sim 16, M=6, \text{card}\{C_i\}=2$)

从以上分析来看,干扰样式的选定事实上极大程度上影响了全网效用的不同指标。下面采用随机干扰,并增加传输时延的性能指标,分析随机干扰下本文方法在算法收敛效率和性能上的优势。

4.2.2 随机干扰下的算法性能对比

图 7 为全网 MTR 和 JFI 随干扰度变化的性能对比图,随着干扰度的增加,3 种方法的性能逐渐

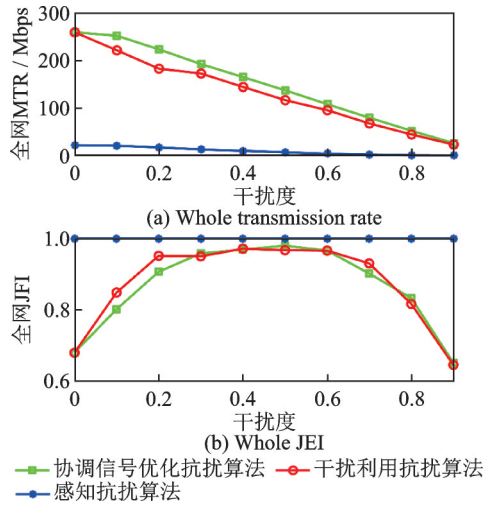


图7 全网MTR和JFI随干扰度变化的性能对比图(随机干扰, $N=10, M=6, \text{card}\{C_i\}=2, J_d=0\sim 0.9$)

Fig.7 Comparison performance of the whole MTR and JFI with the jamming degree by different algorithms (Dual-sweep jamming, $N=10, M=6, \text{card}\{C_i\}=2, J_d=0\sim 0.9$)

下降直至接近于0,这是因为在高干扰度下,全网的可用信道越来越少,因此通信性能下降。

同样地,感知抗扰算法的JFI逼近1,正如4.2.1节开头分析的,这是由于信道不足导致全网用户几乎都在碰撞和休眠,从而使得其MTR都维持在较低的水平,导致了较高的JFI。本文的协调信号优化和干扰利用抗扰算法的JFI随着干扰度的增加呈现先增后减的趋势。分析原因如下:在干扰度低时,由干扰信号产生的协调信号空间过少($J_d=0$ 时,仅有一个可用信号),因此无法有效生成CE,使得不同用户的AST在一开始就陷入了局部陷阱,无法产生有效的竞争接入。随着干扰度的提升,协调信号空间增加,算法逐渐生效。当干扰度过大时,此时干扰信号产生的协调信号空间又开始逐渐减少($J_d=1$ 时,同样仅有一个可用信号),实际上,由于信道干扰与否是用0和1来表征的,干扰度从0.5开始,同样的增减其实就是0和1的对称映射关系,这也体现在了JFI指标上,印证了协调信号空间大小对于算法的公平性体现。

表1 本文算法和对比算法的结果分析(100组,信道数量所有区间取平均)

Table 1 Results analysis of the proposed algorithm and the comparison algorithms (rerunning 100 times and taking average results under all intervals of channel amounts)

算法	双扫频干扰		随机干扰		
	全网MTR/Mbps	JFI	全网MTR/Mbps	JFI	传输时延/s
协调信号优化抗扰算法	171.5	0.76	118.3	0.891	255.0
干扰利用抗扰算法	149.5	0.73	103.2	0.893	272.9
感知抗扰算法	11.9	/	5.8	/	1 997

注:/表示不具备参考性。

本文的创新性之一是设计了基于EC的协调信号优化算法,旨在进一步提升算法的收敛效率。因此,本文进一步考虑传输时延的性能比对,为方便比较,假设单帧的时隙长度为1s,并给定数据包大小10GB,基于以下公式计算传输时延:传输时延(单位:s)=传输数据帧大小(bit)/数据传输速率(bps)。

图8给出了随机干扰下的传输时延曲线对比图。显然,本文的协调信号优化抗扰算法在信道数量变化时,一直能够实现更低于干扰利用抗扰算法的传输时延,并保持JFI趋于不变。这是因为在算法迭代初期,协调信号及时通过优化调整,实现了合适且有效的数值重复,使得策略的生成更加有效,加速了CE的获取,有效提升了算法的前期收敛性能,因此能够实现更高的通信性能。

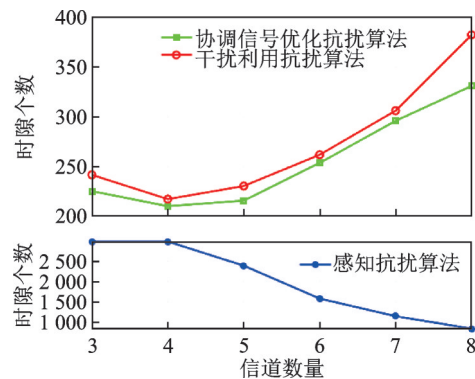


图8 全网平均传输时延随信道变化的性能对比图(随机干扰, $N=10, M=3\sim 8, \text{card}\{C_i\}=2$)

Fig.8 Comparison performance of the average transmission delay with channel variations by different algorithms (Random jamming, $N=10, M=3\sim 8, \text{card}\{C_i\}=2$)

4.2.3 性能对比

表1和表2给出了本文算法和对比算法的性能结果分析(信道数量和干扰度取所有区间的平均),对比指标包括全网MTR、JFI、以及传输时延。由表1,2可知,对于扫频和随机干扰,本文方法在全网MTR上能够实现12.7%~15.6%的性能提升;分析传输时延,在面向随机干扰时,本文算法能够更快速高效地完成数据包的传输,这是因为EC

表2 本文算法和对比算法的结果分析(100组,干扰度所有区间取平均)

Table 2 Results analysis of the proposed algorithm and the comparison algorithms (rerunning 100 times and taking average results under all intervals of jamming degree)

算法	双扫频干扰		随机干扰		传输时延/s
	全网MTR/Mbps	JFI	全网MTR/Mbps	JFI	
协调信号优化抗扰算法	194.5	0.85	149.0	0.865	248.3
干扰利用抗扰算法	168.3	0.82	132.2	0.872	267.6
感知抗扰算法	13.5	/	9.5	/	1 654

注:/表示不具备参考性。

的设置使得初期的收敛效率得到了大幅提升;进一步分析JFI,在面向扫频干扰时,本文算法能够使得用户的接入更为公平,这是因为EC有效扩充了协调信号空间,产生了更多的CE,这进一步提升了各节点依次接入的概率,从而有效提升了算法的公平性,并为NE的产生提供更多的可能,更大程度提升了全网的通信性能。总的来说,JFI和传输时延的性能对比体现了基于EC的协调信号优化在算法收敛性能方面带来的提升。

由于协调信号的产生、AST的收敛和用户数量及可用信道关系紧密,在面临一些大规模密集部署的无线通信网络通信部署场景下,算法的收敛时间将是决定通信性能的重要基础,这也更加突出了本文方法在提升CE收敛效率的重要性。而针对更为复杂的智能干扰算法,对EC优化算法中的判定准则和阈值的自适应调整也将是下一步需要重点考虑的问题。

5 结 论

在复杂未知的电磁干扰和敌方有针对性的恶意干扰环境下,需要综合运用多种电子抗干扰手段,为分布式部署网络下的用户提供高效信道接入手段,以保障己方流畅通信,这需要有效的内部协调和外部对抗手段。本文受无线通信网络中协调信号设计的启发,针对外界干扰环境下的分布式信道接入问题,构建了基于相关均衡的信道选择模型,同时考虑扫频干扰和随机干扰带来的算法前期收敛问题,设计了基于干扰信号特征的信号计数器,生成并进一步优化了协调信号,提出了相应的基于协调信号优化的分布式信道接入抗干扰算法。仿真效果表明,将干扰信号作为协调信号完成分布式信道接入具备可行性,且协调信号优化方法能够实现更优的全网通信性能和公平性。

基于协调信号的分布式协同抗干扰已经取得了一定的研究进展,但仍面临许多挑战和问题。未来的研究可以从以下几个方面展开:(1)进一步探索干扰利用与其他分布式信道接入方法(如强化学习、分层学习)的适配性;(2)研究适用于针对其他

智能干扰样式下的分布式信道接入算法和协议;(3)加强实际系统中的应用验证和性能评估工作。

参考文献:

- [1] QI N, MIRIDAKIS N I, XIAO M, et al. Traffic-aware two-stage queueing communication networks: Queue analysis and energy saving [J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68 (8) : 4919-4932.
- [2] LI C, ZHANG S, LIU P, et al. Overhearing protocol design exploiting intercell interference in cooperative green networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(1): 441-446.
- [3] POONAM R K, NAGPAL C K. A novel anti-jamming technique for cognitive radio network [J]. International Journal of Grid and Distributed Computing, 2016, 9: 247-260.
- [4] JIA L, QI N, CHU F, et al. Game-theoretic learning anti-jamming approaches in wireless networks [J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60 (5) : 60-66.
- [5] PEI X, WANG X, RUAN L, et al. Joint power and channel selection for anti-jamming communications: A reinforcement learning approach [C]//Proceedings of Machine Learning and Intelligent Communications. [S.l.]: Springer, 2019: 551-562.
- [6] QI N, WANG W, XIAO M, et al. A learning-based spectrum access stackelberg game: Friendly jammer-assisted communication confrontation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(1): 700-713.
- [7] ZHANG X, WANG H, RUAN L, et al. Joint channel, power and bandwidth optimization for anti-jamming communications: A multi-agent q-learning approach [C]//Proceedings of 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Changsha, China: [s.n.], 2021: 1-6.
- [8] ZHANG X, WANG H, RUAN L, et al. Joint channel and power optimisation for multi-user anti-jamming communications: A dual mode Q-learning approach

- [J]. IET Communications, 2022, 16(6): 619-633.
- [9] XU Y, ANPALAGAN A, WU Q, et al. Decision-theoretic distributed channel selection for opportunistic spectrum access: strategies, challenges and solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2013, 15(4): 1689-1713.
- [10] AHMED I K, FAPOJUWO A O. Stackelberg equilibria of an anti-jamming game in cooperative cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2018, 4 (1) : 121-134.
- [11] LIU X, XU Y, JIA L, et al. Anti-jamming communications using spectrum waterfall: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(5): 998-1001.
- [12] WAN Kaifang, GAO Xiaogang, LI B, et al. Optimal power management for antagonizing between radar and jamming based on continuous game theory [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2014, 31(4): 386-393.
- [13] 姜斌, 许宇航, 杨浩. 网络系统的容错控制、优化与博弈研究综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(5): 789-800.
JIANG Bin, XU Yuhang, YANG Hao. Review on fault-tolerant control, optimization, and game for network systems[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(5): 789-800.
- [14] VAMVAKAS P, TSIROPOULOU E E, PAVASSILIOU S. Exploiting prospect theory and risk-awareness to protect UAV-assisted network operation[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019(1): 286.
- [15] ZHU Q, BAŞAR T. Game-theoretic approach to feedback-driven multi-stage moving target defense [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Decision and Game Theory for Security-Volume 8252. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2013: 246-263.
- [16] SEDJELMACI H, SENOUCI S M, ANSARI N. Intrusion detection and ejection framework against lethal attacks in UAV-aided networks: A bayesian game-theoretic methodology[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(5) : 1143-1153.
- [17] XU Y, XU Y, DONG X, et al. Convert harm into benefit: A coordination-learning based dynamic spectrum anti-jamming approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69 (11) : 13018-13032.
- [18] WANG L, WU K, HAMDI M, et al. Attachment-learning for multi-channel allocation in distributed OFDMA-Based Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12 (4) : 1712-1721.
- [19] WU Q, XU Y, WANG J, et al. Distributed channel selection in time-varying radio environment: Interference mitigation game with uncoupled stochastic learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(9): 4524-4538.
- [20] IEEE. IEEE Std 802.11-2020, IEEE Standard for Information Technology—Telecommunications and Information Exchange between Systems Local and Metropolitan Area Networks—Specific Requirements Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications[S]. [S.1.]: IEEE, 2020.
- [21] BORST S, GUPTA V, WALID A. Distributed caching algorithms for content distribution networks[C]// Proceedings of INFOCOM. [S.1.]: IEEE, 2010: 1478-1486.

(编辑:刘彦东)