



研究与开发

协作频谱感知中的高效和公平认知节点分配方案

吴志强^{1,2}, 刘千里³, 刘佳斌⁴, 冯青¹, 肖善鹏⁵, 刘尚¹

(1. 北京大学武汉人工智能研究院, 湖北 武汉 430075;

2. 西藏大学珠峰研究院, 西藏 拉萨 850000;

3. 中国人民解放军军事科学院系统工程研究院, 北京 100082;

4. 北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081;

5. 中国移动通信有限公司研究院, 北京 100053)

摘要: 协作频谱感知是认知无线网络的基础和关键阶段, 频谱检测过程中的节点分配策略将直接决定联合频谱感知的结果。介绍了多种分配认知终端的方法, 旨在提高频谱感知的效率和公平性。针对不同子频带的感知效率, 提出了一种称为由频点占用导致的无效传输参数 (inefficient transport parameter, ITP) 指标来评估通信性能, 给出了感知效率优化问题的闭式表达解, 设计的场景包括终端对相同频带有不同的感知性能和相同的感知性能。针对不同子频带间的感知公平性, 提出了两种分配算法: 弓形分配算法和类划分分配算法。子频带间的公平性通过评估子带中最差的感知性能进行衡量。为了适用于实际场景, 加入了频段属性参数来增强公平性, 该参数考虑了主用户使用不同频段的优先级及抗干扰能力。仿真结果表明, 所提出的策略显著改善了认知无线网络中的 ITP, 特别是在子频带利用率不同的情况下, 提出的弓形分配算法在公平性不明显降低的情况下, 复杂度有明显改善。

关键词: 协作频谱感知; 节点分配; 感知高效性; 感知公平性

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024160

Effective and fair cognitive terminal assignment scheme for cooperative spectrum sensing

WU Zhiqiang^{1,2}, LIU Qianli³, LIU Jiabin⁴, FENG Qing¹, XIAO Shanpeng⁵, LIU Shang¹

1. PKU-Wuhan Institute for Artificial Intelligence, Wuhan 430075, China

收稿日期: 2023-12-11; **修回日期:** 2024-03-05

通信作者: 刘尚, liushang118@163.com

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2022YFE0136800); 国家自然科学基金资助项目 (No.U20A20162); 武汉市科技局知识创新曙光专项 (No.2023010201020490); 武汉市网信委项目 (No.2023005); 水声技术国家重点实验室稳定支持基金资助项目 (No.JCKYS2023604SSJS009); 西藏科技计划高新社发领域揭榜挂帅项目 (No. XZ202303ZY0009G)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFE0136800), The National Natural Science Foundation of China (No.U20A20162), Knowledge Innovation of Wuhan Science and Technology Bureau - Dawn Special Program (No.2023010201020490), Office of Wuhan Cyberspace Affairs Commission (No.2023005), The Stable Supporting Fund of National Key Laboratory of Underwater Acoustic Technology (No.JCKYS2023604SSJS009), Tibet Science and Technology Plan High-tech Social Development Field Unveiled and Leading Project (No.XZ202303ZY0009G)

2. Tibet University Mount Everest Research Institute, Lhasa 850000, China

3. Systems Engineering Institute, Academy of Military Science, PLA, Beijing 100082, China

4. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

5. China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China

Abstract: Cooperative spectrum sensing is regarded as the foundation and a key stage of cognitive radio networks. The node allocation strategy during the spectrum detection process was directly determined by the results of joint spectrum sensing. Various methods for allocating cognitive terminals to enhance the efficiency and fairness of spectrum sensing were introduced. Aiming at the perceptual efficiency of different sub-bands, an indicator called the inefficient transmission parameter (ITP) was proposed to evaluate communication performance, and a closed-form expression solution to the perceptual efficiency optimization problem was provided. The designed scenarios included terminal pairs with the same frequencies having different perceptual properties and the same perceptual properties. For the perceived fairness among different sub-bands, two allocation algorithms were proposed: the arcuate allocation algorithm and the class division allocation algorithm. Fairness between sub-bands was measured by evaluating the worst perceived performance in the sub-band. In order to be applicable to actual scenarios, the frequency band property parameter was added to enhance fairness. This parameter was taken into account the priority and anti-interference ability of the main user using different frequency bands. Simulation results show that the proposed strategy significantly improves ITP in cognitive radio networks, especially when sub-band utilization is different, and the proposed arcuate allocation algorithm significantly improves the perceived fairness of the system.

Key words: cooperative spectrum sensing, terminal assignment, sensing efficiency, sensing fairness

0 引言

在无线通信背景下, 提高频谱利用效率的关键技术是频谱资源的灵活利用。有限的频率资源和授权频段的未充分利用共同催生了认知无线电(cognitive radio, CR)技术^[1]。认知无线电是指次级用户(secondary user, SU)首先通过频谱感知快速准确地感知主用户(primary user, PU)未占用的空闲频谱资源, 然后通过频谱分配策略^[2]分配空闲频谱资源, 等到主用户需要使用频谱资源时, 快速退出当前频谱。这种技术对于解决当代无线通信系统中频谱稀缺和利用不足所带来的紧迫挑战具有重大前景。目前, 作为认知无线电中最重要的频谱感知^[3]正在走向更广泛的应用场景, 如6G^[4]、卫星通信^[5]、人工智能^[6]、物联网^[7]、能量收集^[8]等。

认知终端(cognitive terminal, CT), 又称SU、感知节点, 具有感知周围无线电环境并有效

利用未被占用频谱的能力。频谱感知能力构成了CR的核心关键能力^[9], 正如自动驾驶中, 感知模块做到更高精度, 决策规划与控制等后续模块都会有更高效能。随着时间的推移, 大量的研究工作致力于个体频谱感知的研究, 这是自CR技术诞生以来的一个中心焦点^[10]。然而, 个体频谱感知的功效常常受到由单一CT硬件及其在网络^[11]内的物理定位所施加的约束限制影响。作为一种旨在提高频谱感知结果精度的方法, 协作频谱感知的特点是在认知基站(cognitive base station, CBS)的监督下合并来自CT的本地获取的感知结果以得出明确的决策^[12-13]。协作频谱感知可以避免单节点感知带来的感知偏差和方差, 通过协作融合提高感知精度。

由于高频频谱资源丰富, 高频通信已成为移动通信网络提供高质量网络服务的途径之一。因此, 宽带频谱感知问题在认知无线网络领域发挥着至关重要的作用。在宽带信道(由多个子频带构成)的背景下, 由于硬件和能量限制^[14],



CT在单个感知时隙内实现宽带检测面临巨大挑战。此外,CR系统必须确定每个感知时隙中整个感兴趣频谱的占用状态,以构建频谱可用性表格,指导动态频谱接入过程。为了应对这一挑战,文献[15]提出了一种协作频谱感知方案,其中将宽带频谱分割成多个窄的子频带,并分配CT来同时检测不同的子频带,现有的节点选择研究包括集中式和分布式机制^[16]。

由于地理位置、天线增益和RF放大器^[17]的功能不同,CT的感知性能也不尽相同,目前已有广泛的研究致力于认知终端的选择和分配方案^[18-23]。文献[18]采用集中式方法来识别CR网络中具有最佳检测性能的感知节点。另外,文献[19]提出了一种分布式机制,允许每个SU独立地确定子频带是否适合感知。针对节点分配的考虑,文献[20]引入了二元粒子群优化算法来有效识别协作节点。随后,文献[21]提出了一种基于迭代匈牙利算法的协作频谱感知策略。文献[22]深入探讨了确定每个窄的子频带内协作SU的最佳数量。文献[23]探索了雷达系统中的节点选择与分配方案。同时,文献[14]提出了一种基于众包的分布式感知任务分配方案。而文献[2]从多智能体协作出发,提出了基于多智能体架构的联合频谱感知框架。文献[24]概述了认知无线网络中频谱感知的深度强化学习方案。

文献[21]和文献[25]深入探讨了协作频谱感知的CT分配策略,特别是涉及多子频带和多CT的场景。然而,文献[25]忽视了终端感知性能的多样性。值得注意的是,任何CT的感知性能通常在不同子频带上有所不同。本文考虑了感知节点在不同子频带上具有不同的频谱感知性能。此外,文献[25]提出的模型缺乏考虑虚警概率的影响。相反,文献[21]的重点在于优化CT分配策略以增强整体感知性能,没有涉及各个子频带利用率的多样性问题。同时,本文考虑了不同频段之间的感知公平性问题,虽然许多论文已经解决了

子频带的感知性能要求^[26-27],但是不同子频带的属性并未深入探究。具体而言,本文做出了以下几项贡献。

(1) 为了衡量CT分配策略的有效性,引入了一个旨在评估仅由频点占用与否而定义的通信性能指标:无效传输参数(inefficient transport parameter, ITP)。

(2) 针对所有CT对给定子频带都表现出统一的感知性能,推导了最优终端分配问题的闭式表达解。针对每个CT对同一子频带表现出不同的感知性能,引入了一种基于贪婪算法的增强型CT分配策略,获得次优解决方案。

(3) 为了在提高感知效率的同时兼顾不同子频带间的公平性,引入了最低感知性能指标作为评估系统公平性的手段。随后,制定了最大—最小优化问题,并提出了各种考虑感知公平性的分配算法,其中弓形分配算法复杂度很低但感知公平性不会大幅降低。

(4) 认识到频带之间差异的重要性,考虑与PU相关的子频带属性,更有效地解决了频带公平性问题。

1 系统模型

1.1 集中式协作频谱感知

本文探讨了一个认知基站和 N 个次级用户组成的集中式CR系统。感兴趣的频谱(表示为 $f=[f^l, f^h]$)被离散化为 M 个窄的子频带,每个子频带的带宽为 f_0 。值得注意的是,每个子频带具有一个主网络。

$$f_m = [f^l + (m-1)f_0, f^l + mf_0], \bigcup_{m=1}^M f_m = f \quad (1)$$

假设 N 的值超过 M 的值。为了进一步阐明这种关系,将子带类比成 M 个盒子,将SU类比成 N 个球。当前问题可表述为确定这 N 个球在 M 个盒子的最佳排列。认知终端分配的系统模型如图1所示。

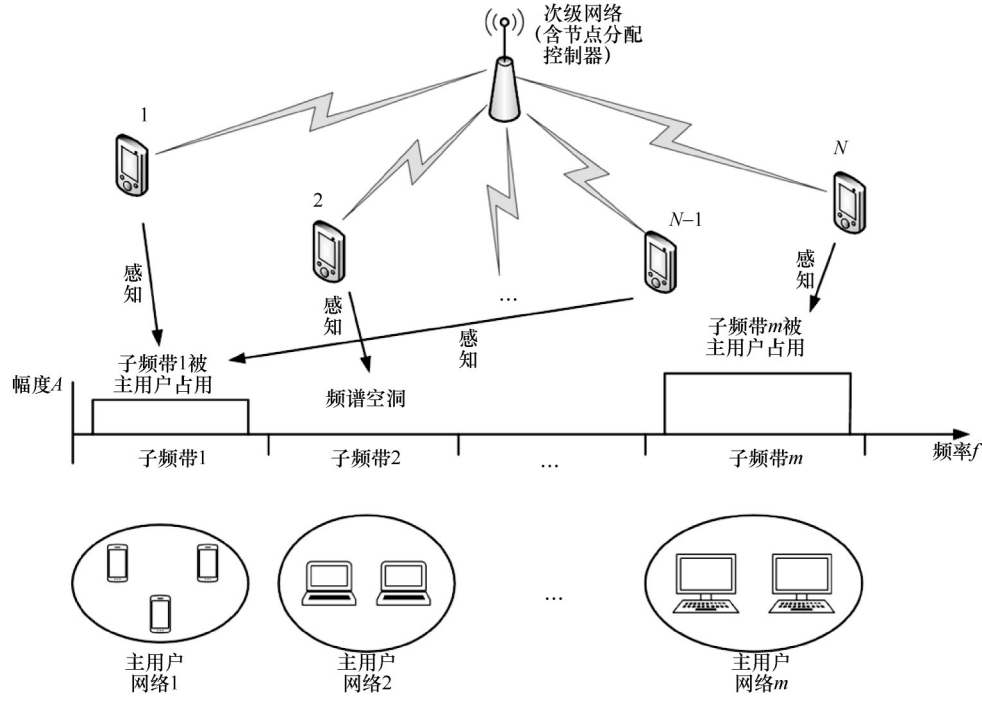


图1 认知终端分配的系统模型

在本文中，认知终端感知策略采用能量检测，这是一种基于 H_0 和 H_1 之间的二元假设检验的方法：

$$y_{ij}(n) = \begin{cases} u_i(n), & H_0 \\ h_{ij}s_j(n) + u_i(n), & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中， H_0 表示不存在主用户的假设， H_1 表示存在主用户的假设， $y_{ij}(n)$ 表示在第 j 子带中的第 i 次级用户处接收到的信号， h_{ij} 表示信道参数， $s_j(n)$ 表示第 j 子带中的主用户信号，信号功率为 σ_{sj}^2 ， $u_i(n)$ 被假定为具有零均值的独立同分布循环对称复高斯 (cyclically symmetric complex Gaussian, CSCG) 噪声 $E[|u_i(n)|^2] = \sigma_u^2$ 。

假设 $s_j(n)$ 、 h_{ij} 和 $u_i(n)$ 之间相互独立。在第 j 子频带中，第 i 认知终端的接收信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 表示为 $\gamma_{ij} = h_{ij}^2 \sigma_{sj}^2 / \sigma_u^2$ 。随后，测量的接收功率表示为：

$$T_{ij}(y) = \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D |y_{ij}(n)|^2 \begin{cases} > \eta_{ij} \\ < \eta_{ij} \end{cases} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad (3)$$

其中， $T_{ij}(y)$ 表示第 j 子带中的第 i 认知终端的测试统计量， η_{ij} 表示第 j 子带中的第 i 认知终端处的能量检测器的阈值。 $T_{ij}(y)$ 被推断为遵循卡方分布。利用中心极限定理，可以确定，在足够大的采样数 D 的情况下， $T_{ij}(y)$ 近似于正态分布。感知时间由 τ 表示，采样频率为 f_s 。因此，采样数 D 被定义为 $D = \tau f_s$ 。

对于从PU发出的相移键控 (phase-shift keying, PSK) 信号，可以确定第 j 子带中第 i 认知终端的检测概率和虚警概率，如文献[26]中详述。此分析适用于 $[1, M]$ 范围内由 j 索引的所有子带，以及 $[1, M]$ 范围内由 i 索引的所有终端。

$$P_{dij}(\tau, \eta_{ij}) = Q((\eta_{ij}/\sigma_u^2 - \gamma_{ij} - 1) \sqrt{\tau f_s / (2\gamma_{ij} + 1)}) \quad (4)$$

和

$$P_{fij}(\tau, \eta_{ij}) = Q((\eta_{ij}/\sigma_u^2 - 1) \sqrt{\tau f_s}) \quad (5)$$

其中， $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-\frac{\omega^2}{2}} d\omega$ 。随后， M 子带和 N 认知终端的感知性能矩阵表示为 $\mathbf{P}_d = [P_{dij}]_{N \times M}$ 。

为了方便使用单个变量，应用具有固定 P_f 的



Neyman-Pearson 准则。因此，每个终端的检测概率由式 (6) 给出：

$$P_{dij}(\tau, \eta_{ij}) = Q((Q^{-1}(P_{fij}) - \gamma_{ij}\sqrt{\tau f_s}) / \sqrt{2\gamma_{ij} + 1}) \quad (6)$$

考虑 PU 保护和计算复杂度，在感知数据融合中选择 OR 准则。

$$P_d(j) = 1 - \prod_{i=1}^{k_j} (1 - P_{dij}) \quad (7)$$

和

$$P_f(j) = 1 - \prod_{i=1}^{k_j} (1 - P_{fij}) \quad (8)$$

其中， $P_d(j)$ 和 k_j 分别表示第 j 子带中 SU 的协作检测概率和认知终端数量。当所有终端都分配完毕后，有 $\sum_{j=1}^M k_j = N$ 。

提供感知阈值 η_{ij} 、噪声条件 σ_u^2 、主用户平均能量 σ_y^2 和采样数量 D 后，可以使用式 (9) 确定每个终端的感知性能：

$$P_{di} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P_{dij} \quad (9)$$

为不同的终端设置恒定的虚警概率 P_{fa} ，并为各个子带建立等效的虚警概率 $Q_{fa} = P_{fa}(j) = 1 - \prod_{i=1}^{k_j} (1 - P_{fij})$ ，其中 $j = 1, 2, \dots, M$ 。协作感知中一个子带的认知终端最大数量可以根据文献[21]确定：

$$N_{\max}^{\text{coop}} = \lfloor \log(1 - P_{fa})(1 - Q_{fa}) \rfloor \quad (10)$$

其中， $\lfloor x \rfloor$ 是舍入运算到小于或等于 x 的最接近整数。

为了方便表示，建立以下定义： $i = n$ 、 $j = m$ 、 $P_{dij} = 1 - P_{md}^{n,m}$ 、 $P_{fij} = P_{fd}^{n,m}$ 、 $P_d(j) = 1 - Q_{md}^m$ 、 $P_f(j) = Q_{fa}^m$ 。

在本研究中，通过为每个认知终端分配相同的决策阈值来标准化 P_{fa} 。相反，不同子频带的感知性能（对于任何认知终端表示为 $P_{md}^{n,m}$ ）通常是异构的。因此，将感知性能矩阵定义为 $\mathbf{P}_{md} = [P_{md}^{n,m}]_{N \times M}$ ，其中 $n = 1, 2, \dots, N$ 和 $m = 1, 2, \dots, M$ 。在

本文中，对于所有 n 和 m ，假设 $P_{md}^{n,m} \gg P_{fa}$ 。

1.2 子频带占用模型

假设子频带 m 的繁忙和空闲状态的持续时间呈指数分布，平均值分别为 α_1^m 和 α_0^m ，子频带处于繁忙状态的概率由 $O_m = \alpha_1^m / (\alpha_0^m + \alpha_1^m)$ 给出。将 $\mathbf{O} = [O_m]_{1 \times M}$ 定义为子频带利用率向量，其中 $m = 1, 2, \dots, M$ 。

2 指标定义

本节介绍了一种新颖的传输指标，旨在评估协作频谱感知中 CT 分配策略的有效性。目标是优化提出的指标，将任务构建为整数规划问题。

2.1 频点占用导致的传输指标

在进行认知无线网络传输时，假设业务带宽正好满足频带需求，同时信噪比可以满足信号的正常传输，仅考虑频带占用带来的信号传输与中断。考虑漏检和误报的后果，描绘了以下两种场景。

(1) 无效传输：CR 系统检测到 PU 不存在（但 PU 实际上存在）并决定进行传输的情况。此事件的概率为 $O_m Q_{md}^m$ 。假设 CR 系统数据在与 PU 发生碰撞时丢失。

(2) 有效传输：CR 系统准确地检测到 PU 不存在并决定传输的情况。此事件发生的概率为 $(1 - O_m)(1 - Q_{fa}^m)$ 。

仅由频点占用与否而导致的传输指标：将 η_{ITP}^m 定义为子频带 m 上的无效传输参数 (inefficient transport parameter, ITP)，表示如下。

$$\eta_{\text{ITP}}^m = \frac{O_m \prod_{n \in D_m} P_{md}^{n,m}}{(1 - O_m) \left(\prod_{n \in D_m} (1 - P_{fa}^{n,m}) \right)} \quad (11)$$

假设子频带 m 被至少一个认知终端检测到，表示为 $D_m \neq \emptyset$ 。

2.2 终端分配指标

将矩阵 $\mathbf{A} = [a_{nm}]_{N \times M}$ 定义为分配矩阵，其中

a_{nm} 表示认知终端 n 是否分配给感知子频带 m , 即:

$$a_{nm} = \begin{cases} 1, & \text{CT } n \text{ 被分配给信道 } m \text{ 进行感知} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

3 考虑系统效率的协作频谱感知节点分配方案

在考虑宽带频谱感知中认知终端的分配时, 需要实现两个目标。第一个目标是提高系统效率, 通过 ITP 进行量化; 第二个目标是促进系统公平性, 其特点是保证子带间的最低感知性能最大化。本节重点讨论系统效率, 后文将探索系统公平性。

首先, 在所有 CT 均表现出统一感知性能的简化场景中推导了最小化问题的封闭式表达解。随后, 在更一般的情况下, 引入了一种改进的基于贪婪算法的 CT 分配策略, 旨在实现次优解决方案。

最优协作频谱感知可以表示为:

$$\min_{\mathbf{A}} \sum_{m=1}^M \eta_{\text{ITP}}^m = \min_{\mathbf{A}} \sum_{m=1}^M \left(\frac{O_m}{1-O_m} \prod_{n=1}^N \frac{P_{md}^{n,m}}{1-P_{fa}} \right) \quad (13)$$

$$\text{s.t.} \quad 1 \leq \sum_{n=1}^N a_{nm} \leq N_{\text{coop}}^{\max}, \quad m=1, 2, \dots, M \quad (14)$$

$$\sum_{m=1}^M a_{nm} \leq 1, \quad n=1, 2, \dots, N \quad (15)$$

式 (14) 是为了保证每个子频带至少被一个 CT 检测到, 同时最大 CT 个数不超过 $N_{\text{coop}}^{\max}$, 从而确保维持可接受的 $\bar{Q}_{fa}$ 。式 (15) 规定每个 CT 专门分配用于感知单个子频带。

3.1 数学分析

本节建立一个解决式 (13) 的分析框架。为了便于分析处理, 假设所有 CT 对同一子频带表现出统一的感知性能, 表示为 $P_{md}^{n,m} = P_{md}^m$, 其中 $n=1, 2, \dots, N$ 。在这种情况下, CBS 仅专注于确定分配用于感知每个子频带的最佳 CT 数量。

单节点感知数据通过 OR 规则进行融合。因此, 式 (7) 和式 (8) 可以调整如下。

$$Q_{fa}^m = 1 - (1 - P_{fa})^{x_m} \quad (16)$$

和

$$Q_{md}^m = (P_{md}^m)^{x_m} \quad (17)$$

其中, x_m 是分配给检测子频带 m 的 CT 数量。

将向量表示为 $\mathbf{x} = [x_m]_{1 \times M}$ 和 $m=1, 2, \dots, M$ 。为了导出封闭式解, 放宽了整数约束, 允许 x_m 为非负实数。

因此, 最优协作感知问题可以重写为:

$$\min_{\mathbf{x}} \sum_{m=1}^M \eta_{\text{ITP}}^m = \min_{\mathbf{x}} \sum_{m=1}^M \frac{O_m (P_{md}^m)^{x_m}}{(1-O_m)(1-P_{fa})^{x_m}} \quad (18)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{m=1}^M x_m = \tilde{N} \quad (19)$$

$$1 \leq x_m \leq N_{\text{coop}}^{\max}, \quad m=1, 2, \dots, M \quad (20)$$

其中, $\tilde{N} = \min(N, MN_{\text{coop}}^{\max})$ 。目标是确定式 (18)

是一个凸优化问题, 并且可以通过应用 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件来确定其最优解。表

示 $f(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \frac{O_m (P_{md}^m)^{x_m}}{(1-O_m)(1-P_{fa})^{x_m}}$, 然后定义与式 (18)

相关的拉格朗日函数。

$$L(\mathbf{x}; \mathbf{v}; \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\omega}) = f(\mathbf{x}) + v \left(\sum_{m=1}^M x_m - \tilde{N} \right) - \sum_{m=1}^M \psi_m (N_{\text{coop}}^{\max} - x_m) - \sum_{m=1}^M \omega_m (x_m - 1) \quad (21)$$

$L(\mathbf{x}; \mathbf{v}; \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\omega})$ 相对于 $\mathbf{x}$ 的 Hessian 矩阵表示为

$$\nabla_{\mathbf{x}}^2 L(\mathbf{x}; \mathbf{v}; \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\omega}) = \left[\frac{\partial^2 L}{\partial x_k \partial x_l} \right]_{M \times M}, \quad \text{其中 } k, l = 1, 2, \dots, M.$$

当 $k=l$ 时, 有:

$$\frac{\partial^2 L}{\partial x_k \partial x_l} = \frac{\partial^2 L}{\partial x_k^2} = K_k (C_k)^{x_k} (\ln C_k)^2 > 0 \quad (22)$$

其中, $K_k = \frac{O_k}{1-O_k}$ 和 $C_k = \frac{P_{md}^k}{1-P_{fa}}$ 。

当 $k \neq l$ 时, 有:

$$\frac{\partial^2 L}{\partial x_k \partial x_l} = 0 \quad (23)$$

矩阵 $\nabla_{\mathbf{x}}^2 L(\mathbf{x}; \mathbf{v}; \boldsymbol{\psi}; \boldsymbol{\omega})$ 被确认为正定矩阵。因此, 式 (18) 中提出的优化问题被确认为凸优化问题。



符合KKT条件的点应满足以下条件:

$$K_m(C_m)^{x_m} \ln C_m - \omega_m + \psi_m + v = 0, \forall m \quad (24)$$

$$\sum_{m=1}^M x_m - \tilde{N} = 0 \quad (25)$$

$$\omega_m(x_m - 1) = 0, \forall m \quad (26)$$

$$\omega_m \geq 0, \forall m \quad (27)$$

$$x_m \geq 1, \forall m \quad (28)$$

$$\psi_m(N_{\text{coop}}^{\max} - x_m) = 0, \forall m \quad (29)$$

$$\psi_m \geq 0, \forall m \quad (30)$$

$$x_m \leq N_{\text{coop}}^{\max}, \forall m \quad (31)$$

将 $\mathcal{M}$ 、 $\mathcal{E}$ 和 $\mathcal{F}$ 表示为子频带集,分别初始化为 $\mathcal{M}=1,2,\dots,M$ 、 $\mathcal{E}=\emptyset$ 和 $\mathcal{F}=\emptyset$ 。 $\mathcal{M}$ 中的元素是满足 $x_m \neq 1$ 和 $x_m \neq N_{\text{coop}}^{\max}$ 的子频带号。 $\mathcal{E}$ 中的元素对应于 $x_m=1$ 和 $\mathcal{F}$ 中满足 $x_m=N_{\text{coop}}^{\max}$ 的子频带号。

因此,式(25)可以重新表述为:

$$\sum_{m \in \mathcal{M}} x_m - (\tilde{N} - \sum_{m \in \mathcal{E}} x_m - \sum_{m \in \mathcal{F}} x_m) = 0 \quad (32)$$

对于所有 $m \in \mathcal{M}$,根据式(26)和式(29)推断出 $\omega_m=0$ 和 $\psi_m=0$ 。将 $\omega_m=0$ 和 $\psi_m=0$ 代入式(24),得到:

$$x_m = \frac{\ln \frac{v}{-K_m \ln C_m}}{\ln C_m}, \forall m \quad (33)$$

通过合并式(32)和式(33),得出:

$$\ln v = \frac{\sum_{m \in \mathcal{M}} x_m + \sum_{m \in \mathcal{M}} \frac{\ln(-K_m \ln C_m)}{\ln C_m}}{\sum_{m \in \mathcal{M}} (1/\ln C_m)} \quad (34)$$

相反,为了满足不等式约束式(28)和式(31),必须满足:

$$v \leq v_{\min} = \min_{m \in \mathcal{M}} \{-C_m K_m \ln C_m\} \quad (35)$$

和

$$v \geq v_{\max} = \max_{m \in \mathcal{M}} \{-(C_m)^{N_{\text{coop}}^{\max}} K_m \ln C_m\} \quad (36)$$

因此,当 $v_{\max} \leq v \leq v_{\min}$ 时,得到:

$$x_m^* = \frac{\ln v - \ln(-K_m \ln C_m)}{\ln C_m}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (37)$$

否则,如果 $v \geq v_{\min}$,设置 $x_i=1$,其中 $i=$

$\arg \min_{m \in \mathcal{M}} -C_m K_m \ln C_m$ 。如果 $v \leq v_{\max}$,设置 $x_i=$

$N_{\text{coop}}^{\max}$,其中 $i=\arg \max_{m \in \mathcal{M}} -(C_m)^{N_{\text{coop}}^{\max}} K_m \ln C_m$ 。随

后,更新 $\mathcal{M}$ 、 $\mathcal{E}$ 和 $\mathcal{F}$ 。然后,更新式(32)并计算 v 、 $v_{\min}$ 和 $v_{\max}$,继续迭代直到 $v_{\min} \leq v \leq v_{\max}$ 。

式(18)中提出的最佳解决方案可能会导致认知终端分配出现分数。而在实际应用中,分配的CT数量应该是整数。因此,可达到的最优解需要修改如下。

$$x_m^* = \begin{cases} \left\lceil \frac{\ln v - \ln(-K_m \ln C_m)}{\ln C_m} \right\rceil, & \forall m \in \mathcal{M} \\ 1, & \forall m \in \mathcal{E} \\ N_{\text{coop}}^{\max}, & \forall m \in \mathcal{F} \end{cases} \quad (38)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示舍入操作到最接近的整数。

根据前面的分析,可以得出以下两点推论。

推论1:在所有子频带利用率相同且所有CT具有相同感知性能的场景中,最优分配策略是平均分配 $\mathbf{x}^*=[x_m^*]_{1 \times M}$,其中 $x_m^*=\tilde{N}/M$ 。

推论2:给定固定数量的子频带和CT,其他参数保持不变,如果 $M < N < MN_{\text{coop}}^{\max}$,则最好分配更多的CT来感知利用率较高的子频带。

推论2强调,在具有大量CT的CR网络中,分配更多的CT来感知高利用率的信道可以最大限度地减少无效传输的可能性。然而,当CT的数量少于子频带的数量时,优选的策略是将CT分配给利用率较低子频带。后一种情况超出了本文的范围,但在文献[27]中进行了探讨。

3.2 基于最佳节点数量的改进贪婪算法

在所有CT具有相同感知性能的简化场景中,给出了式(13)的闭式表达解。然而,在更一般的情况下,不同的CT对各个子频带会表现出不同的 P_{md} 值,CBS必须确定CT的分配以提高感知效率。在这种情况下,由于其高计算复杂性,通过穷举搜索获得最优解决方案变得不切实际。

本文提出了一种低复杂度的CT分配策略,以获得式(13)的次优解决方案。这一策略分两

个阶段展开。

首先,使用式(38)计算每个子频带的最佳CT数量 x_m^* ,采用平均漏检概率 $\bar{P}_{md}^m$,其中 $\bar{P}_{md}^m =$

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_{md}^{n,m}。$$

随后,分配CT来迭代感知每个子频带。在每次迭代中,都采用贪婪算法,依次为每个子频带分配一个CT。先前步骤中分配的CT在后续迭代中变得不可用。一旦 x_m^* CT已被分配来检测子频带 m ,则在后续迭代步骤中不会将CT分配给子频带 m 。

该策略的细化步骤如下。

步骤1 初始化。

输入参数: P_{md} 、 M 、 N 、 P_{fa} 、 $\bar{Q}_{fa}$ 和 $\mathbf{O}=[O_m]_{1 \times M}$ 。

初始化分配矩阵 $\mathbf{A}=\mathbf{0}$ 。

设置子频带索引 $m=1$ 。

计算平均漏检概率向量 $\bar{\mathbf{P}}_{md}=[\bar{P}_{md}^m]_{1 \times M}$ 。

使用式(10)计算 $N_{\text{coop}}^{\max}$ 。

计算分配的CT向量 $\mathbf{x}^*=[x_m^*]_{1 \times M}$ 的初始最佳数量,其中 x_m^* 由式(38)使用 $\bar{P}_{md}^m$ 确定。

设置分配迭代时间 $k=\max(\mathbf{x}^*)$ 。

步骤2 如果 x_m^* 个CT已分配给子频带 m ,则继续步骤4;否则,对 P_{md} 运行贪婪算法,将 P_{md} 最低的CT分配给感知子频带 m 。

步骤3 对于上一步中分配给感知子频带 m 的每个CT(表示为 i),设置 $a_{im}=1$ 。

步骤4 如果 $m=M$,则转步骤5;否则,更新 $m=m+1$,然后转到步骤2。

步骤5 如果 $k>1$,更新 $k=k-1$,设置 $m=1$,然后进入步骤2继续迭代;否则,算法终止,分配矩阵 $\mathbf{A}$ 被视为最终结果。所提出算法的复杂性取决于比较的次数。对于 N 个CT,需要进行 $N-1$ 比较来识别特定子频带具有最低 P_{md} 的CT。鉴于存在 M 个子频带,迭代步骤期间所需的比较总数为 $(N-1)M$ 。所提出的策略经历 k 次迭代直至完

成,其中当 $N>MN_{\text{coop}}^{\max}$ 时, $k=N_{\text{coop}}^{\max}$ 。因此,改进贪婪算法的计算复杂度表示为 $O(kMN)$ 。每种算法的计算复杂度见表1。

表1 每种算法的计算复杂度

算法	计算复杂度
所提效率算法	$O(kMN)$
迭代匈牙利算法	$O(kN^4)$
穷举搜索	N^M

4 考虑系统公平性的协作频谱感知节点分配方案

4.1 频带无差异情况下的节点分配算法

众所周知,SU的感知性能显著影响PU的服务质量(quality of service, QoS)。感知性能较差的子带有可能对PU的正常运行产生不利影响。因此,提出了1个强调 M 个子带之间的感知公平性的框架,旨在通过最大化不同子带之间的最小感知性能来增强系统公平性。

为了量化系统内的公平性,引入了最差感知性能的概念,表示为 $P_{d\min}$ 。为了更简洁地表示问题,也引入了累积分配矩阵 $\mathbf{Z}=[z_{ij}]_{N \times M}$,其中如果端子 i 被分配给感知子带 j ,则 $z_{ij}=1$,否则为0。将目标制定为最大化 $P_{d\min}$:

$$\begin{aligned} & \text{Max } P_{d\min}(\tau, \eta_{ij}, \gamma_{ij}) \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1}^M z_{ij} = 1, i=1, 2, \dots, N \\ & a \leq \sum_{i=1}^N z_{ij} \leq N_{\text{coop}}^{\max}, j=1, 2, \dots, M \\ & 0 < \tau < T \end{aligned} \quad (39)$$

其中, T 表示总持续时间,包括感知时间和传输时间。参数 a 表示分配给每个子带的终端的最小数量。为了解决动态整数规划问题,设计了以下3种算法。

(1) 弓形分配算法(BSA)

在本文模型中, P_{f_i} 的值保持不变。使用式(9)可以获得以下向量:



$$\tilde{P}_d = (P_{d1}, P_{d2}, \dots, P_{dN}) \quad (40)$$

接下来, 可以根据上述向量来排序SU。如果存在具有相同 P_{di} 值的终端, 会对它们进行随机排序。方法包括: 将第一个 M 终端按顺序放入相应的 M 框中。随后, 将第 $M+1$ 个终端放入 M 盒子中, 将 $(M+2)$ 终端放入 $(M-1)$ 盒子中。弓形节点分配算法如图2所示。将这种分配策略称为“弓形”, 因为它类似于汉字“弓”, 其中每条垂直线代表特定子系统中的一个感知子频带。

(2) 盒子分类分配算法 (CDA)

首先, 根据 P_{di} 的顺序将感知节点分类为

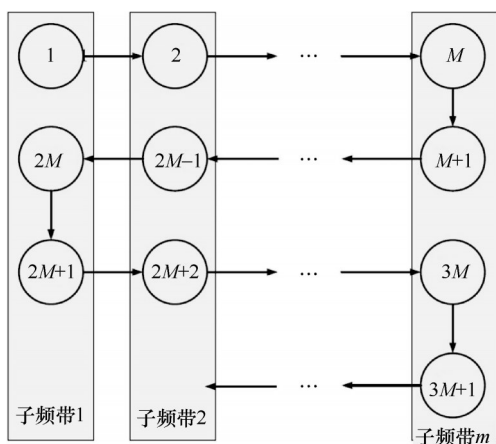


图2 弓形节点分配算法

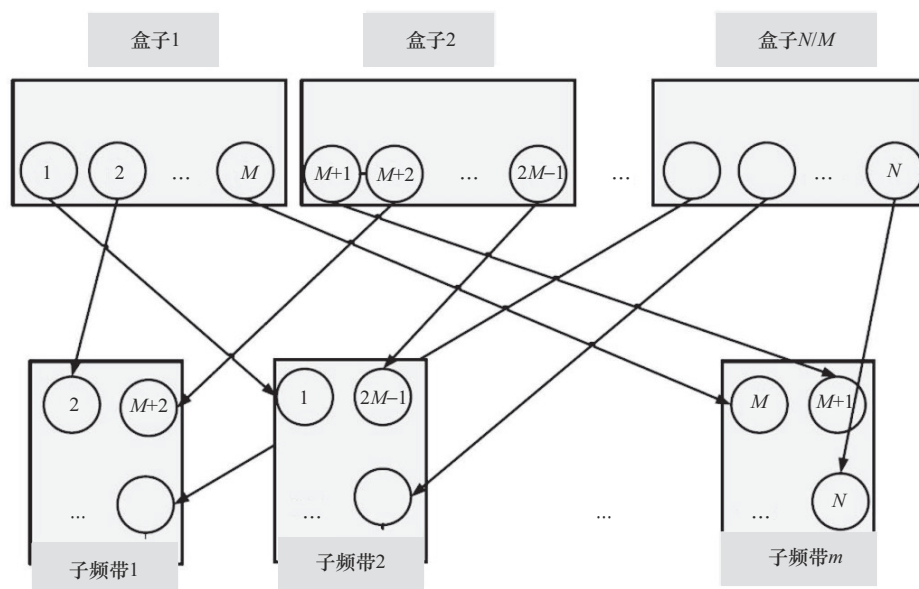


图3 盒子分类分配算法

$\left\lceil \frac{N}{M} \right\rceil$ 类。随后, 从每一类中随机选择1个感知节点来构成每个子带的检测节点, 直到所有节点都被分配完毕, 盒子分类分配算法如图3所示。

(3) 贪婪分配算法 (GA)

每个终端选择感知具有最小 $P_d(j)$ 的子带。虽然贪婪算法保证了每一步的最优性, 但其计算复杂度很高。

4.2 频带无差异情况下的节点分配算法

考虑现实世界的场景, 在优先考虑公平性的同时考虑感知有效性变得至关重要。当PU的优先级特别高或者PU的抗干扰能力较差时, 对该子带的感知精度要求相应提高。假设辅助中央控制器知道PU发射器的位置, 初始操作步骤涉及获取不同频带的独特属性。随后, SU被分配来感知各个子带。更具体地说, 引入频段属性参数 (band property parameter, BPP), 并在BPP的基础上修改前面的目标函数。然后使用与之前相同的算法进行终端分配。

频段属性参数由两个部分组成: PU的重要性参数 BPP_1 和抗干扰能力 BPP_2 。通过引入通过层次分析法 (analytic hierarchy process, AHP)

导出的不同权重 ω_1 和 ω_2 ，可以通过式 (41) 表达这种关系：

$$\text{BPP} = \omega_1 \text{BPP}_1 + \omega_2 \text{BPP}_2 \quad (41)$$

重要性参数 BPP_1 可以从国家的频谱政策中得出，例如，雷达信号频段比 Wi-Fi 公共信号频段重要性要高，抗干扰能力 BPP_2 受到多种因素的影响，包括调制模式、天线增益和环境噪声。考虑准确估计主用户接收器位置的固有挑战，定义抗干扰能力的计算式：

$$\text{BPP}_2 = \alpha P_{sj} / \gamma_j f_j^\beta \quad (42)$$

其中， P_{sj} 表示 PU 在第 j 子带中的信号功率，其相当于 σ_{sj}^2 。第 j 主网络的最小 SNR 表示为 γ_j 。此外， α 和 β 在现实场景中充当校正因子。第 j 子带的中心频率表示为 f_j ，可以使用式 (43) 来确定。

$$f_j = f^l + (j-1)f_0 + \frac{f_0}{2} = f^l + (j - \frac{1}{2})f_0 \quad (43)$$

BPP 的值越大对应更高的检测需求。因此，优化问题可以重新表述如下。

$$\begin{aligned} & \text{Max } P_{d\min}(\tau, \eta_{ij}, \gamma_{ij}) / \text{BPP}; \\ & \text{s.t. } \sum_{j=1}^M z_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, N; \\ & a \leq \sum_{i=1}^N z_{ij} \leq N_{\text{coop}}^{\max}, j = 1, 2, \dots, M; \\ & 0 < \tau < T \end{aligned} \quad (44)$$

5 仿真实验

5.1 实验设置

在模拟场景中，将整个感兴趣的频谱划分为 6 个不同的窄子频带。协作误报概率的阈值表示为 $\bar{Q}_{fa}$ ，固定为 0.1。类似于文献[28]，所有本地感知实例的 P_{fa} 统一设置为 0.01。因此， $N_{\text{coop}}^{\max}$ 被确定为 10。仿真参数设置见表 2。

在模拟中，本文探索了两种不同的场景。在第一种情况下，假设所有频带有统一的频带利用率，均设置为 50%。在第二种场景中，引入了频带利用率的变化，将信道利用率向量 $\mathbf{O}$ 指定为

表2 仿真参数设置

参数	值
本地误检概率	0.01
误报概率阈值	0.1
子频带数/个	6
认知终端数/个	18~40
路径损耗因子	3
衰落	瑞利衰落

[20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 20%]。

5.2 效率和公平性的仿真结果

在仿真中，根据基于迭代匈牙利算法的策略文献[21]评估了本文提出的基于最佳节点数量的改进贪婪算法性能。对于每个场景中的每个漏检概率矩阵 $\mathbf{P}_{md}$ 分别执行这两种策略，并全面比较它们的结果。

不同认知终端数目下的传输性能指标 (ITP) 如图 4 所示，目前节点分配策略最佳方案是迭代

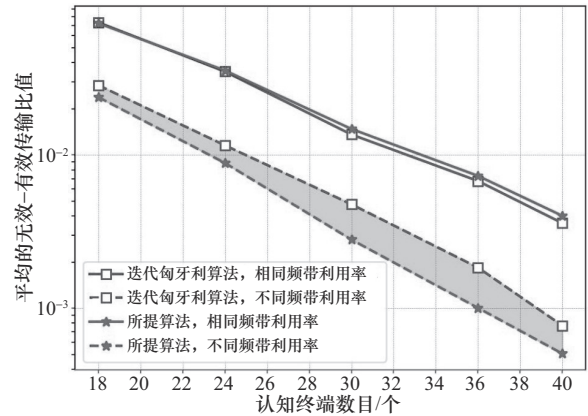


图4 不同认知终端数目下的传输性能指标 (ITP)

匈牙利算法（仅次于复杂度极高的贪婪算法），和迭代匈牙利算法相比，仿真结果清楚地证明了所提算法的优越性，特别是在频带表现出不同利用率的场景中。本文提出的算法的平均 ITP 仅约为迭代匈牙利算法的 68%，这凸显了该算法在考虑信道利用率差异方面的有效性。

在所有频带共享相同利用率的情况下，所提出的策略非常接近基于迭代匈牙利算法的策略的性能。这种对齐归因于这样的事实：在统一的频



带利用率下, 平均分配即可以达到最佳结果。模拟结果证实了推论1。

随着认知终端数增加的计算次数比较如图5所示, 与迭代匈牙利算法相比, 所提出的算法表现出显著较低的计算次数, 而且随着终端数目的增加, 计算次数的增长幅度比迭代匈牙利算法小。

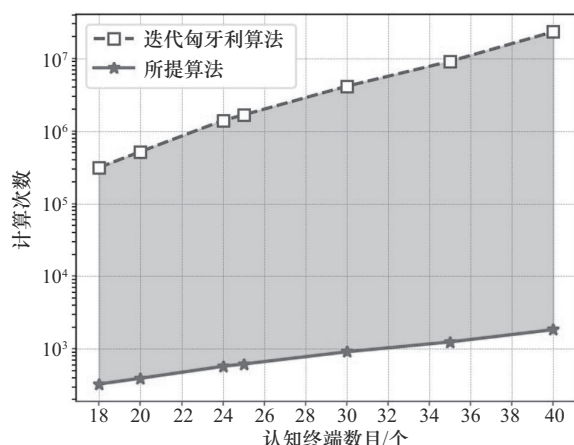
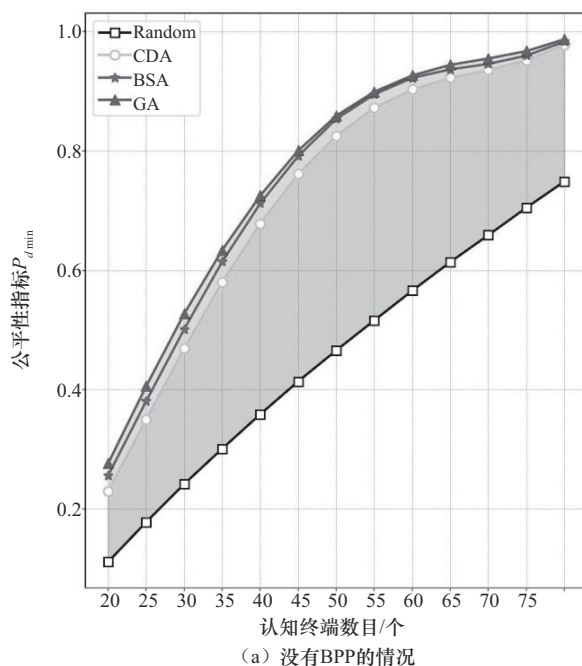


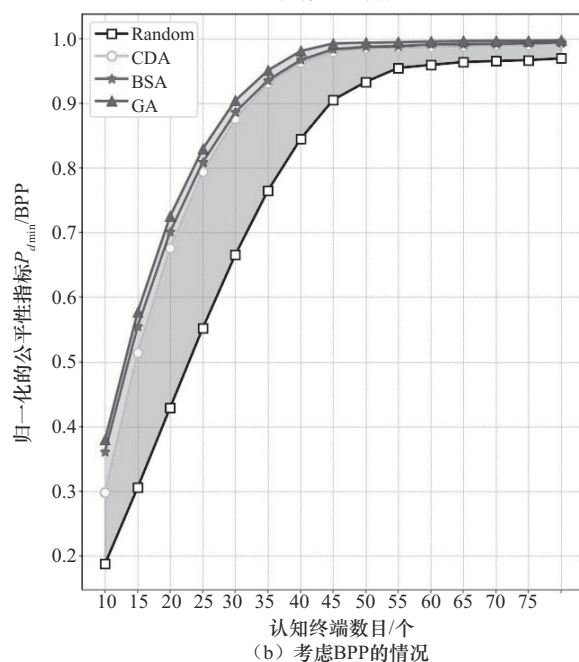
图5 随着认知终端数增加的计算次数比较

在面向感知公平性的模拟中, 配置系统模型参数以反映真实场景。为简单起见, 假设 N 可以被 M 整除。感兴趣的频段为 $f=600\sim 700$ MHz, 分为 $M=5$ 子频带, 其中 $f_0=20$ MHz。设置 $P_{fa}=0.01$ 和 $Q_{fa}=0.05$, 根据式(10)得到 $N_{\text{coop}}^{\max}=5$ 。PU的发射功率统一为 $P_{sj}=1$ kW。噪声方差表示为 $\sigma_u^2=1$, 考虑样本量为1000。根据传播模型, BPP的权重统一设置为0.5, α 的权重分配为1, β 的权重分配为2。

目前已知的节点分配算法有随机分配(Random)算法、贪婪(GA)算法, 对比了所提的弓形分配算法(BSA)、盒子分类分配算法(CDA)及其比较的结果。感知公平性与认知终端数的关系如图6所示。值得注意的是, 贪婪算法(GA)超越了其他算法, 对于给定的 N 表现出卓越的感知公平性能。与一次考虑一个终端的算法相比, 贪婪算法在迭代过程中合并了 M 个终端, 有助于更准确地获得全局优化结果。在算法效率方面, GA、BSA和CDA的复



(a) 没有BPP的情况



(b) 考虑BPP的情况

图6 感知公平性与认知终端数的关系

杂度分别为 $O(MN)$ 、 $O(N \log 2M)$ 和 $O(N \log 2M)$ 。尽管贪婪算法略优于BSA和CDA, 但其计算复杂度明显高于BSA和CDA。图6(b)显示了考虑BPP的结果。归一化的 $P_{d\min}/\text{BPP}$ 同时验证了本文提出算法的有效性。

当终端数量固定为30时, 感知公平性与平均

SNR的关系如图7所示,感知公平性与感知时长的关系如图8所示,呈现了在不同平均SNR和感知时长(ms)下 $P_{d\min}$ 和归一化 $P_{d\min}/BPP$ 的变化。结果表明,较高的信噪比和延长的感知时间有助于提高检测概率,尤其是在考虑BPP的情况下。

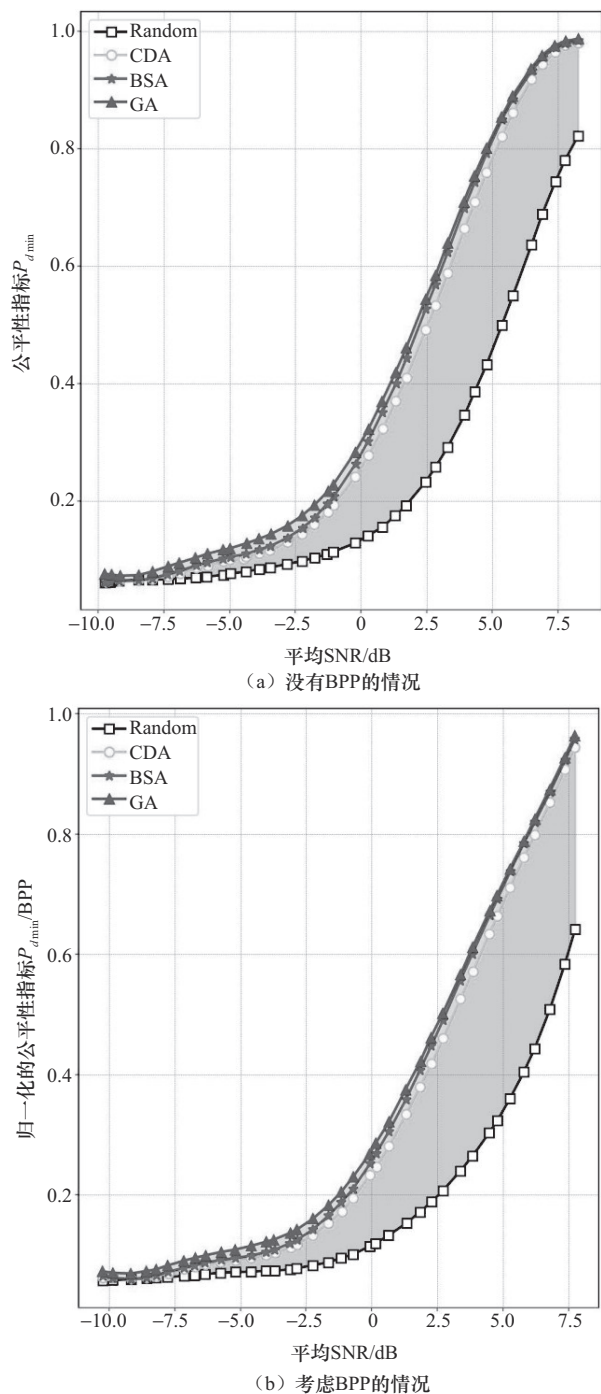


图7 感知公平性与平均SNR的关系

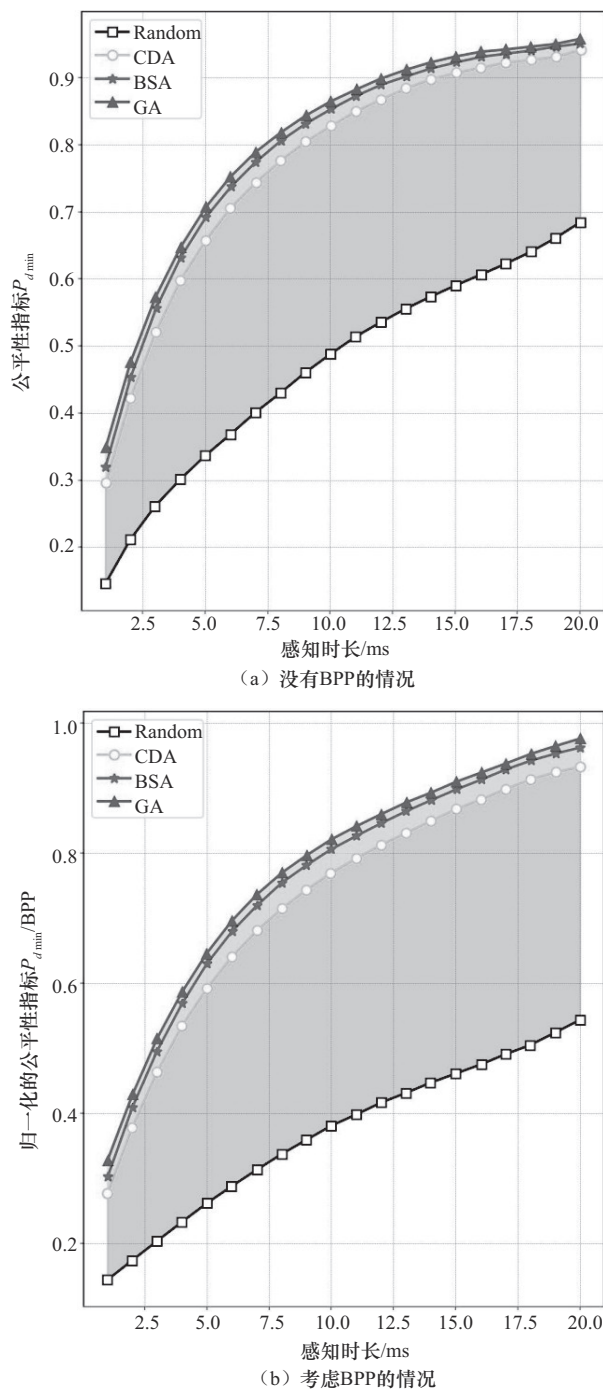


图8 感知公平性与感知时长的关系

从上述分析可以看到,贪婪算法强调检测概率的精确性,在终端数量固定的情况下将成为最优选择。然而,在平替条件下,BSA和CDA也能有效满足感知精度要求,但是BSA和CDA的算法复杂度非常低,是性价比很高的方案。



6 结束语

本文介绍了详细的认知终端 (CT) 分配策略, 旨在优化协作频谱感知中的传输机会。首先, 提出了一个频点占用导致的无效传输参数 (ITP) 指标来评估 CT 分配策略的效果。通过数学分析证明了协作频谱感知的最优 CT 分配策略的存在, 旨在最小化 ITP, 并导出了最小化问题的闭式表达解。此外, 针对每个 CT 对同一频带表现出不同感知性能的情况, 提出了一种改进的基于最佳节点数量的改进贪婪算法, 找到了次优解决方案。为了解决感知公平性, 考虑每个子带间的最差感知性能, 提出了 Max-Min 节点选择和分配方案。引入弓形分配算法和盒子分类分配算法来实现感知公平性的目标。考虑主用户的优先级和抗干扰能力, 定义了频带属性参数 (BPP)。通过使用 BPP 增强最低传感性能, 获得了适合现实场景的修改后的感知公平性。仿真结果表明, 提出的策略比迭代匈牙利算法的感知精度表现出了明显的优势, 同时在效率方面表现出较低的计算复杂度。在公平性方面, 弓形分配算法和盒子分类分配算法可有效提高整个系统的感知公平性。

参考文献:

- [1] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] ZHANG Z J, ZHANG W Y, ZHADALLY S, et al. Cognitive radio spectrum sensing framework based on multi-agent architecture for 5G networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 22(6): 34-39.
- [3] GUPTA M S, KUMAR K. Progression on spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey, classification, challenges and future research issues[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2019(143): 47-76.
- [4] IVANOV A, TONCHEV K, POULKOV V, et al. Probabilistic spectrum sensing based on feature detection for 6G cognitive radio: a survey[J]. IEEE Access, 2021(9): 116994-117026.
- [5] HU J, LI G X, BIAN D M, et al. Energy-efficient cooperative spectrum sensing in cognitive satellite terrestrial networks[J]. IEEE Access, 2020(8): 161396-161405.
- [6] CAI P X, ZHANG Y. Intelligent cognitive spectrum collaboration: Convergence of spectrum sensing, spectrum access, and coding technology[J]. Intelligent and Converged Networks, 2020, 1(1): 79-98.
- [7] LIU X, JIA M, ZHOU M, et al. Integrated cooperative spectrum sensing and access control for cognitive industrial Internet of Things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 10(3): 1887-1896.
- [8] OLAWOLE A A, TAKAWIRA F, OYERINDE O O. Cooperative spectrum sensing in multichannel cognitive radio networks with energy harvesting[J]. IEEE Access, 2019(7): 84784-84802.
- [9] RAI A, SEHGAL A, SINGAL T L, et al. Spectrum sensing and allocation schemes for cognitive radio[J]. Machine Learning and Cognitive Computing for Mobile Communications and Wireless Networks, 2020: 91-129.
- [10] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(1): 116-130.
- [11] LEE W Y, AKYILDIZ I F. Optimal spectrum sensing framework for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(10): 3845-3857.
- [12] SUN C H, ZHANG W, BEN LETAIEF K. Cooperative spectrum sensing for cognitive radios under bandwidth constraints [C]//Proceedings of the 2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-5.
- [13] 宋敬群, 薛剑韬, 冯志勇, 等. 认知无线网络中合作频谱感知参数优化[J]. 北京邮电大学学报, 2011, 34(1): 111-115.
SONG J Q, XUE J T, FENG Z Y, et al. Parameters optimization for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011, 34(1): 111-115.
- [14] ZHAI L, WANG H, LIU C. Distributed schemes for crowdsourcing-based sensing task assignment in cognitive radio networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2017:1-8.
- [15] LEE C H, WOLF W. Multiple access-inspired cooperative spectrum sensing for cognitive radio[C]//Proceedings of the MILCOM 2007 - IEEE Military Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-6.
- [16] WANG W W, KASIRI B, CAI J, et al. Channel assignment schemes for cooperative spectrum sensing in multi-channel cognitive radio networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2015, 15(10): 1471-1484.

- [17] ZHANG W, YANG Y, YEO C K. Cluster-based cooperative spectrum sensing assignment strategy for heterogeneous cognitive radio network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(6): 2637-2647.
- [18] KHAN Z, LEHTOMAKI J, UMEBAYASHI K, et al. On the selection of the best detection performance sensors for cognitive radio networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(4): 359-362.
- [19] ADELANTADO F, JUAN A, VERIKOUKIS C. Adaptive sensing user selection mechanism in cognitive wireless networks[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 14(9): 800-802.
- [20] XIA W F, YUAN W, CHENG W Q, et al. Optimization of cooperative spectrum sensing in ad-hoc cognitive radio networks [C]//Proceedings of the 2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-5.
- [21] WANG Z, FENG Z, ZHANG P. An iterative Hungarian algorithm based coordinated spectrum sensing strategy[J]. IEEE communications letters, 2010, 15(1): 49-51.
- [22] AN C Y, SI P B, JI H. Wideband spectrum sensing scheme in cognitive radio networks with multiple primary networks[C]// Proceedings of the 2011 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2011: 67-71.
- [23] WANG L S, DOUFEXI A, WILLIAMS C, et al. Cognitive node selection and assignment algorithms for weighted cooperative sensing in radar systems[J]. Physical Communication, 2009, 2(1/2): 58-72.
- [24] OBITE F, USMAN A D, OKAFOR E. An overview of deep reinforcement learning for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. Digital Signal Processing, 2021(113): 103014.
- [25] SONG C, ZHANG Q. Cooperative spectrum sensing with multi-channel coordination in cognitive radio networks[C]//Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-5.
- [26] LIANG Y C, ZENG Y H, PEH E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [27] WANG B, FENG Z Y, ZHANG P, et al. Prioritized spectrum sensing scheme based on semi-Markov process[C]//Proceedings of the 2012 IEEE 75th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Piscataway: IEEE Press, 2012: 1-5.
- [28] DIGHAM F F, ALOUINI M S, SIMON M K. On the energy de-

tection of unknown signals over fading channels[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Communications, 2003. ICC '03. Piscataway: IEEE Press, 2003: 3575-3579.

[作者简介]



吴志强 (1973-), 男, 博士, 北京大学武汉人工智能研究院执行院长、西藏大学珠峰研究院副院长, 主要研究方向为人工智能、智能信息处理、大数据、认知射频与认知无线电、复杂环境下的信息传输与处理。



刘千里 (1975-), 男, 博士, 中国人民解放军军事科学院系统工程研究院正高级工程师, 主要研究方向为移动互联网、战术通信网络、云原生网络等。



刘佳斌 (1990-), 男, 博士, 北京理工大学信息与电子学院副教授, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉、雷达信号处理。



冯青 (1980-), 女, 博士, 北京大学武汉人工智能研究院研究员, 主要研究方向为智能电网、弱信号检测、大数据分析、智能计算。

肖善鹏 (1976-), 男, 中国移动通信有限公司研究院高级工程师, 主要研究方向为无线通信、物联网技术等。

刘尚 (1989-), 男, 博士, 北京大学武汉人工智能研究院研究员, 主要研究方向为移动通信、通用人工智能 (偏计算机视觉、认知推理)、时空数据分析、多智能体系统等。