

基于贝叶斯估计的FTTR网络OBSS/PD阈值动态优化方法

胡智文¹, 李宇灏², 詹文², 刘佩^{1,3}, 陈翔⁴

(1. 武汉理工大学信息工程学院, 湖北 武汉 430070; 2. 中山大学电子与通信工程学院, 广东 深圳 518107;

3. 中山市武汉理工大学先进工程技术研究院, 广东 中山 528437; 4. 中山大学电子与信息工程学院(微电子学院), 广东 广州 510006)

摘要: 为优化光纤到房间 (FTTR) 网络在随机信道竞争环境下的空间复用效率, 提出了一种基于贝叶斯估计的 OBSS/PD 阈值动态优化方法, 该方法深度依托并充分利用 FTTR C-WAN 架构优势展开设计。该方法借助 FTTR 系统下从 FTTR 单元 (SFU) 的分布式部署特点, 由各 SFU 采集本地信道观测信息, 并利用贝叶斯估计算法逐时隙推断各用户终端 (STA) 的传输意图, 随后利用 C-WAN 架构, 将推断结果汇聚至主 FTTR 单元 (MFU), 结合逐次凸近似 (SCA) 算法对 OBSS/PD 阈值进行集中式优化, 并将优化后的阈值配置反向分发至各 SFU, 形成完整业务流程。仿真结果表明, 在不同流量到达率及网络规模场景下, 所提方法可以实现对节点传输状态的准确估计且频谱效率显著优于标准默认的阈值设置方案。

关键词: FTTR; OBSS/PD 阈值; 贝叶斯估计; 频谱效率; 逐次凸近似

中图分类号: TN929.18; TN915.6

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025234

Bayesian estimation-based dynamic optimization method of OBSS/PD thresholds for FTTR networks

HU Zhiwen¹, LI Yuhao², ZHAN Wen², LIU Pei^{1,3}, CHEN Xiang⁴

1. School of Information Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

2. School of Electronics and Communication Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, China

3. Wuhan University of Technology Advanced Engineering Technology Research Institute of Zhongshan City, Zhongshan 528437, China

4. School of Electronics and Information Technology (School of Microelectronics), Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China

Abstract: To optimize the spatial reuse efficiency of fiber-to-the-room (FTTR) networks in random channel competition environments, a OBSS/PD threshold dynamic optimization method based on Bayesian estimation was proposed. The method was designed with deep reliance on and full utilization of the advantages of the FTTR C-WAN architecture. Specifically, leveraging the distributed deployment feature of sub FTTR unit (SFU) in the FTTR system, each SFU collected local channel observation information and inferred the transmission intentions of each station (STA) slot-by-slot using a Bayesian estimation algorithm. Subsequently, relying on the C-WAN architecture, the inference results were aggregated to the main FTTR unit (MFU). The MFU performed centralized optimization of OBSS/PD thresholds using the successive convex approximation (SCA) algorithm and distributed the optimized threshold configurations back to each SFU,

收稿日期: 2025-08-11; 修回日期: 2025-10-13

通信作者: 刘佩, pei.liu@whut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62471346); 国家留学基金资助项目 (No.202306950052); 湖北省青年拔尖人才培养计划资助项目; 广东省基础与应用基础研究基金资助项目 (No.2024A1515010247, No.2025A1515010235); 湖北省科技创新人才计划青年科技人才培养资助项目 (No.2025DJA061)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62471346), China Scholarship Council (No.202306950052), The Young Top-notch Talent Cultivation Program of Hubei Province, Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (No.2024A1515010247, No.2025A1515010235), The Youth Science Technology Talent Training Project of the Science and Technology Innovation Talent Program of Hubei Province (No.2025DJA061)

forming a complete operational process. Simulation results demonstrate that the proposed method achieves accurate estimation of node transmission states and significantly outperforms the standard default threshold scheme in terms of spectral efficiency under scenarios with different traffic arrival rates and network scales.

Keywords: FTTR, OBSS/PD threshold, Bayesian estimation, spectral efficiency, SCA

0 引言

随着家庭与小型企业对超高速、低时延无线接入需求的快速增长,传统的单点路由器加中继方案已难以满足 4K/8K 视频、云游戏、VR/AR 等新兴业务的带宽和时延要求^[1]。面向“千兆入户、全屋千兆”的应用趋势,光纤到房间(FTTR, fiber to the room)技术应运而生。FTTR 通过将光纤铺设至每个独立房间,结合无源分光与高带宽无线接入,实现端到端的千兆速率和全屋无死角覆盖,已成为未来家庭与企业网络的重要发展方向^[2-3]。

典型的 FTTR 系统架构由一台主 FTTR 单元(MFU, main FTTR unit)和多台从 FTTR 单元(SFU, sub FTTR unit)组成。MFU 负责与运营商的光纤接入网对接并进行统一管理, SFU 则承担各房间的 Wi-Fi 接入功能。站点(STA, station)通过各自关联的 SFU 接入网络,实现室内多点无线连接。为保证全屋无死角覆盖和无线链路质量, FTTR 系统需综合考虑光纤链路规划、无线频谱复用、干扰管理及动态功率控制等关键技术,其中无线接入侧的空间复用效率尤为关键。

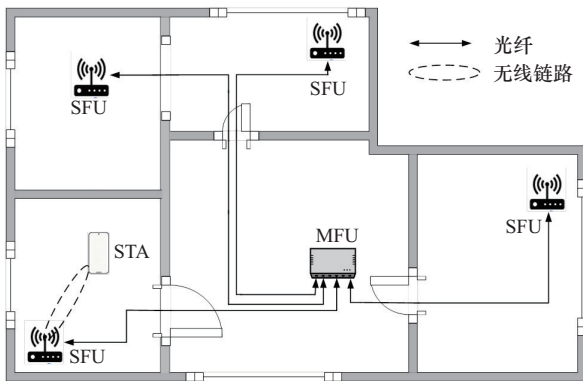


图1 FTTR 场景

在理想情况下,如果 FTTR 系统具备联合传输(JT, joint transmission)或联合接收(JR, joint reception)能力,所有 SFU 可以协同为每个 STA 提供分布式多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)服务^[4],从而大幅提升系统吞吐量与抗干扰能力。然而,这类理想化方案对光纤回传

的带宽、时延与精确度同步提出了极高要求,实际部署成本和复杂度均难以接受^[5]。因此,在现实商用场景中, STA 通常只与其关联的单一 SFU 通信,并由各 SFU 及其各自关联的 STA 形成多基本服务集(BSS, basic service set)环境。在室内空间中难免出现信号重叠区域,形成多个 BSS 交叉覆盖的情况,加剧了无线信道的干扰复杂性。此时,如何在密集部署的多 BSS 环境下,通过功率与阈值的联合优化来提升空间复用效果,成为决定当前 FTTR 系统性能的核心问题。

BSS Coloring 是 IEEE 802.11ax 中引入的关键空间复用技术,其通过为每个 BSS 分配唯一的颜色标识(6 位,范围为 1~63),使 STA 能够区分同 BSS 和重叠 BSS(OBSS, overlapping BSS)的传输。具体而言,当 STA 检测到 OBSS 信号时,可以根据 OBSS 前导码检测(OBSS/PD, OBSS/preamble detection)阈值决定是否忽略该信号并尝试发起传输。OBSS/PD 阈值的调整与发射功率密切相关,更高的 OBSS/PD 阈值允许更激进的传输策略,但需降低发射功率以控制干扰^[6]。

近年来,学术界对 BSS Coloring 机制和 OBSS/PD 阈值优化进行了广泛研究。这些研究主要聚焦于动态阈值调整、协同机制、集中式协调以及机器学习方法,以提升高密度 WLAN 场景下的空间复用和网络性能。

首先,在动态阈值调整方面,多项工作提出自适应算法来优化 OBSS/PD 阈值。例如,文献[7]设计了一种可控的 OBSS/PD 灵敏度阈值调节算法,通过动态感知 OBSS 干扰强度与本 BSS 接收信号功率,自适应调整阈值,从而在高密度部署中显著提升网络性能。文献[8]提出基于传输机会的分布式 OBSS/PD 阈值确定方法,根据传输结果动态调整阈值,传输成功时降低阈值以释放信道,传输失败时提高阈值以增加竞争机会,从而平衡节点公平性和系统吞吐量。文献[9]利用无线接入点(AP, access point)信标的接收信号强度指示值(RSSI, received signal strength indicator)动态计算 OBSS/PD 阈值及传输功率,并依据 STA 与 AP 之间的距离进

行分级调整。具体而言,在 STA 靠近 AP 时,采用高阈值和低功率以最大化空间复用;在边缘区域,采用低阈值和高功率以确保可靠性;在中等距离时,按比例自适应调节。仿真结果表明,该策略可显著提升密集网络的总吞吐量。此外,文献[10]分析了 OBSS/PD 阈值与发射功率的反比关系,提出一种设置策略,使阈值与功率乘积保持常数,以缓解因非对称侦听导致的某些接入点持续难以获取信道的问题。文献[11]在此基础上,通过分布式优化发射功率进一步增强空间复用,利用随机几何理论建模干扰,推导传输成功概率,并采用梯度下降求解最优功率,从而在低复杂度和低信令开销下提升下一代 WLAN 区域吞吐量。

其次,在 BSS Coloring 机制与其他机制的协同方面,文献[12]研究了 BSS Coloring 与动态灵敏度控制的联合使用方式。BSS Coloring 在物理层通过颜色标识区分不同 BSS 的帧,从而允许终端忽略低功率干扰;动态灵敏度控制则通过调整载波侦听阈值优化 BSS 内信道竞争行为,两者协同可在高密度场景中显著提升空间复用增益。文献[13]将速率自适应机制与动态阈值调节深度融合,通过监测数据传输速率变化,智能调整信号检测阈值与发射功率,不仅增强空间复用,还确保高速链路稳定性。

在集中式协调方面,文献[14]提出一种集中式空间复用算法,通过中央控制器收集客户端 RSSI 数据,动态计算并发 AP 的发射功率衰减与调制编码方案,从而优化吞吐量与时延。研究表明,该算法在高干扰场景下可有效提升系统吞吐量,并将时延控制在较低水平。文献[15]引入基于深度确定性策略梯度的多 AP 协同接入控制优化算法,利用中央控制器联合调整各 BSS 的竞争窗口与 OBSS/PD 阈值,协调 BSS 内部信道竞争与空间复用间的耦合,在静态和动态拓扑中显著改善网络性能。

最后,机器学习方法在该领域日益受到关注。文献[16]提出基于情境多臂赌博机的智能学习框架,将每个 AP 视为独立智能体,通过在线学习决策在检测邻居传输时选择并发或退避,实现比静态阈值更细粒度的自适应空间复用。文献[17]进一步发展出基于多臂赌博机的集中式联合优化算法,动态协调 AP 的发送功率与 OBSS/PD 阈值,设计兼顾公平性的奖励函数,并引入高斯混合采样与汤普森采样策略,从而在改善边缘终端接入状况和提升用

户公平性的同时保持系统吞吐量。文献[18]引入基于联邦学习的去中心化方法,用于优化 IEEE 802.11ax 中的空间复用,通过动态调节 OBSS/PD 阈值提升整体网络吞吐量。

由上述工作可见,OBSS/PD 阈值的调整对提升 FTTR 网络空间复用效率有重要作用。然而,现有成果在面向 FTTR 网络实际应用时,往往缺乏对信道竞争随机性和数据报文到达随机性的考虑,且没有与 FTTR 架构深度融合。因此,如何发挥 FTTR 架构在 OBSS/PD 阈值调整方面的潜力优势及评估其可能带来的性能提升程度,仍然缺乏系统性研究。

为解决上述问题,本文聚焦于随机信道竞争场景下的 FTTR 系统频谱效率优化,充分考虑数据报文的随机到达特性,以及 802.11DCF MAC 层退避行为所带来的信道接入随机特性,提出了一种基于贝叶斯估计的传输节点感知与 OBSS/PD 阈值优化系统性方法。本文方法首先利用 FTTR 系统中多个 SFU 的分布式信道观测信息,通过低复杂度贝叶斯后验估计算法,实时推断各 STA 的传输意图;利用 FTTR 架构优势,将 SFU 分布式估计的传输意图汇聚到 MFU,再以集中式逐次凸近似(SCA, successive convex approximation)算法求解频谱效率优化问题,获得 OBSS/PD 阈值配置方案后,分发给 SFU。实验结果表明,在完全信道竞争场景下,集中式 SCA 算法优化后的 OBSS/PD 阈值配置方案,相比标准配置方案,能大幅提升 FTTR 网络频谱效率。在随机信道竞争场景下,本文所设计的基于贝叶斯估计的传输节点感知算法具有较高的准确度,使得即使集中式 SCA 算法的输入为估计的 STA 传输意图,所输出的 OBSS/PD 阈值配置方案依然能有效提升 FTTR 网络频谱效率,且在网络环境变化的情况下性能稳定。

1 系统模型

考虑一个 FTTR 系统上行通信场景。该系统包含 M 个 SFU,记为 $\mathcal{M} = \{\text{SFU}_1, \text{SFU}_2, \dots, \text{SFU}_M\}$,共同连接到一个 MFU。在 FTTR 系统不具备 JT/JR 能力情况下,STA 仅与其关联的 SFU 通信。每个 SFU 服务一组 STA,第 m 个 SFU 关联的 STA 集合为 U_m ,其中 STA 数量为 $|U_m| = K_m$,系统总 STA 数量为 $K = \sum_{m=1}^M K_m$ 。从信道物理层角度,定义 STA k 到 SFU m

的信道增益为 $h_{k,m}$ 。不失一般性地, 考虑所有 SFU 和 STA 共用相同频段, 并发传输存在相互干扰。在实际的 FTTR 系统场景下, 在任一时隙, STA 是否进行数据传输具有随机性, 且这种随机性主要来自 3 个方面。

1) 数据报文到达具有随机性。STA 仅当其本地数据缓存队列非空时, 才有可能发起数据传输请求。在缓存空间无限制的情况下, STA k 的缓存队列长度 $Q_{k,m}(t)$ 变化情况可以表示为

$$Q_{k,m}(t+1) = \max(Q_{k,m}(t) - B_{k,m}(t), 0) + A_{k,m}(t), k \in U_m, m \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (1)$$

其中, $A_{k,m}(t)$ 表示在 t 时隙到达 STA 缓存队列的报文数量, 本文假设 STA k 的数据到达服从参数为 λ 的伯努利到达过程, $B_{k,m}(t)$ 表示在 t 时隙 STA k 传输的数据报文量。仅有 $Q_{k,m}(t) \geq 1$ 时, STA k 才可能会向 SFU m 发送数据。

2) STA 的数据传输退避行为具有随机性。根据 802.11 系列标准, STA 采用的退避方法是根据截至时隙 t 时, 队首 (HOL, head of line) 报文已经历的失败传输次数来调整传输概率 $q_{k,m}(t)$, 即 $q_{k,m}(t) = \Phi(i)$, 其中 $\Phi(i)$ 是关于失败传输次数 i 的任意单调递减函数。二进制指数退避为典型案例, 其退避函数 $\Phi(i) = 2^{-i}$ [19]。

3) 无线信道的开放竞争特性带来随机性。在载波侦听多路访问/冲突避免 (CSMA/CA, carrier sense multiple access with collision avoid) 机制下, STA 在数据传输前会载波监听信道是否空闲。信道忙闲状态的具体检测方法是空闲信道评估 (CCA, clear channel assessment), 即将接收信号强度 (RSS, received signal strength) 与协议/能量阈值做对比, 仅当信道状态判定为空闲时, 其才会进行数据传输。在 FTTR SFU 密集部署时, STA 虽然仅与其关联的 SFU 通信, 但不同 SFU 关联的 STA 集合间仍然可能会相互干扰, 让 SFU 之间的传输行为存在深度耦合关联。为提升空间复用效率, 将 Wi-Fi 6 标准引入 BSS Coloring 机制。其核心在于从 BSS 和 OBSS 的维度对 CCA 阈值做出区分。BSS Coloring 机制是一个 6 位的标识符, 范围从 1~63 (0 表示未使用), 用于区分不同的 BSS。它通过 HE-SIG (high efficiency signal) 字段携带, 并在关联阶段分发给 STA。STA 基于对报文 HE-SIG 字段

的解析, 判定颜色匹配与否。

① 颜色匹配。如果接收到的帧的 BSS Coloring 与本地 BSS Coloring 相同, 节点继续接收帧 (视为同 BSS 传输)。

② 颜色不匹配。如果颜色不匹配, 节点会根据接收信号强度指示 (RSSI, RSS indication) 与 OBSS/PD 阈值进行比较, 决定是否放弃接收并尝试发起传输。

令 $O_PD_{k,m}$ 表示 SFU m 关联的 STA k 所采用的 OBSS/PD 阈值。更大的 $O_PD_{k,m}$ 可以让 STA k 采用更激进的信道忙闲判定策略来获得数据传输机会, 增加并发传输的概率, 但可能引入更多干扰。因此, STA 的发射功率与 OBSS/PD 阈值存在相互约束关系 [7], 如式 (2) 所示。

$$O_PD_{k,m} = \max(O_PD_{\min}, \min(O_PD_{\max}, O_PD_{\min} + (P_{\text{ref}} - P_{k,m}))) \quad (2)$$

其中, O_PD_{\min} 和 O_PD_{\max} 分别为 OBSS/PD 阈值的最小值和最大值, 通常为 -82 dBm 和 -62 dBm, P_{ref} 为参考发射功率 (单天线情况下通常为 21 dBm), $P_{k,m}$ 为 STA 的实际发射功率。由式 (2) 可见, OBSS/PD 阈值与发射功率呈负相关。

综上, 在任一时隙, STA 是否进行数据传输, 与数据流量特征参数、网络协议参数配置和无线干扰环境特征等因素密切相关, 具有显著的随机性。为此, 定义变量 $\delta_{k,m}(t) \in \{0, 1\}$, 表示 STA k 在时隙 t 是否正在向其关联的 SFU m 传输数据。 $\delta_{k,m}(t) = 1$ 表示 STA k 进行数据传输, 反之亦然。假设 SFU 不具备多包接收能力。在信道冲突模型下, STA k 的报文能被其关联的 SFU 成功解码需要满足 2 个条件: 1) 在同一 BSS 内的当前时隙, 有且仅有 STA k 在传输数据, 即 $\delta_{k,m}(t) = 1, \delta_{j,m}(t) = 0, j \in \frac{U_m}{k}$; 2) 信噪比 (SINR, signal to interference plus noise ratio) 大于或等于门限值 ζ_{SINR} , 即

$$\text{SINR}_{k,m}(t) = \frac{P_{k,m} h_{k,m}}{\sum_{n \neq m} \sum_{i \in U_n} P_{i,n} h_{i,n} \delta_{i,n}(t) + n_{k,m}(t)} \geq \zeta_{\text{SINR}} \quad (3)$$

其中, $n_{k,m}(t)$ 为 SFU m 关联的 STA k 处在 t 时隙的高斯白噪声功率。令 $N_{k,m}(t) \in \{0, 1\}$ 表示 BSS m 内

STA k 被成功接收的报文数量随时间变化情况, 则该 FTTR 网络的频谱效率为

$$R_{\text{ave}} = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \sum_{t=0}^{\infty} \sum_{m=1}^M \sum_{k \in U_m} N_{k,m}(t) \text{lb}(1 + \text{SINR}_{k,m}(t)) \quad (4)$$

本文所要解决的问题即通过调整所有 STA 的 OBSS/PD 阈值 (从式(2)可知, 调整阈值 $O_PD_{k,m}$ 也等同于调整传输功率 $P_{k,m}$) 来实现网络频谱效率的最大, 即

$$\begin{aligned} \text{P1:} \quad & \max_{O_PD_{k,m}, k \in U_m, m \in \{1,2,\dots,M\}} R_{\text{ave}} \\ \text{s.t.} \quad & O_PD_{\min} \leq O_PD_{k,m} \leq O_PD_{\max} \end{aligned} \quad (5)$$

优化问题 P1 涉及时域随机性和空域上 STA 间的耦合性, 难以直接通过传统的优化方法求解。从数学形式上看, 难点在于每个时隙, 发起数据传输的节点集合 $\mathcal{T}(t) = \{(k,m) \mid \delta_{k,m}(t) = 1, k \in U_m, m \in \{1,2,\dots,M\}\}$ 动态变化。为解决上述问题, 在第 2 节, 本文将首先考虑完全信道竞争场景下的 FTTR OBSS/PD 阈值优化问题。然后, 在第 3 节考虑更为苛刻且更实际的随机信道竞争场景, 设计基于 FTTR 架构和运用贝叶斯估计理论的 $\mathcal{T}(t)$ 估计算法, 从而形成系统性的闭环解决方案。

2 完全信道竞争场景下的 FTTR OBSS/PD 阈值优化

在完全信道竞争场景假设下, 即 $\delta_{k,m}(t) \in \{0,1\}$ 已知, 也就是假设 FTTR 实时监测和准确预估了某一时隙内所有 STA 的传输状态。在该场景下, 3 类随机性均被松弛: 1) $\delta_{k,m}(t) = 1$ 表示 $Q_{k,m}(t) \geq 1$; 2) $\delta_{k,m}(t) = 1$ 明确了退避过程的选择为传输; 3) $\delta_{k,m}(t) = 1$ 表示信道忙闲判定结果已知。为表达简洁且不失一般性, 暂不考虑时隙 t 。优化问题 P1 可以改写为

$$\begin{aligned} \text{P2:} \quad & \max_{\substack{O_PD_{k,m} \\ (k,m) \in \mathcal{T}}} \sum_{m \in \mathcal{T}k} \sum_{k \in U_m} \text{lb}(1 + \text{SINR}_{k,m}) \\ \text{s.t.} \quad & O_PD_{\min} \leq O_PD_{k,m} \leq O_PD_{\max} \\ & P_{\min} \leq P_{k,m} \leq P_{\max} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, P_{\min} 和 P_{\max} 分别是发送功率的最小值和最大值。

问题 P2 是一个非凸问题。目标函数关于功率变量集 $\mathbf{P} = \{P_{k,m}\}_{(k,m) \in \mathcal{T}}$ 具有显著的非凸性, 每一

项容量表达式中 SINR 的分母包含其他链路的发射功率, 导致整个函数非凸, 无法直接应用凸优化求解器。为此, 本文采用 SCA 算法进行求解。SCA 算法的核心思想是通过迭代过程, 在当前解点处对原非凸问题构造一个凸近似子问题, 通过求解该凸近似子问题逼近原问题的解。面向问题 P2 的 SCA 算法总体如算法 1 所示。

算法 1 基于 SCA 的功率与 $O_PD_{k,m}$ 优化

输入 活跃 STA 集 \mathcal{T} 、传输节点信道增益 $h_{k,m}$

输出 优化功率分配 \mathbf{P}^* 、 \mathcal{T} 集中优化的 STA

OBSS/PD 阈值集合 $\{O_PD_{k,m} \mid k \in U_m, m \in \{1,2,\dots,M\}\}$

1) 初始化每个 STA 发送功率 $P_{k,m} = P_{\max}$

2) for $j = 1$ to e do

3) 保存当前功率 $\mathbf{P} = \mathbf{P}_{\text{new}}$

4) for each (k,m) in \mathcal{T} do

$$5) \quad S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)}) = \text{lb}(I_{k,m}^{(j)} + n_{k,m}) + \frac{1}{(I_{k,m}^{(j)} + n_{k,m}) \ln 2} (I_{k,m} - I_{k,m}^{(j)})$$

6) end for

$$7) \quad \sum_{m \in \mathcal{T}k} \sum_{k \in U_m} f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)}) = \sum_{m \in \mathcal{T}k} \sum_{k \in U_m} [\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m} h_{k,m}) - S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})]$$

8) for episode = 1 to E do

9) for each (i,n) in \mathcal{T} do

10) for each $f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})$ do

11) if $(k,m) = (i,n)$ then

$$12) \quad \nabla = \nabla + \frac{h_{k,m}}{(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m} h_{k,m}) \ln 2}$$

13) else

$$14) \quad \nabla = \nabla + \frac{h_{i,m}}{(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m} h_{k,m}) \ln 2} - \frac{h_{i,m}}{(I_{k,m}^{(j)} + n_{k,m}) \ln 2}$$

$$15) \quad \text{end if}$$

16) end for

$$17) \quad \frac{\partial \sum_{m \in \mathcal{T}k} \sum_{k \in U_m} f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})}{\partial P_{i,n}} = \nabla$$

$$18) \quad P_{i,n} = P_{i,n} + \frac{\partial \sum_{m \in \mathcal{T}k} \sum_{k \in U_m} f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})}{\partial P_{i,n}} \alpha$$

- 19) $P_{i,n} = \max(P_{\min}, \min(P_{\max}, P_{i,n}))$
- 20) 将 $P_{i,n}$ 存于变量集 \mathbf{P} 中
- 21) end for
- 22) if $\|\mathbf{P} - \mathbf{P}_{\text{new}}\|_{\infty} \leq \sigma$, $\mathbf{P}_{\text{new}} = \mathbf{P}$, break
- 23) end for
- 24) end for
- 25) $\mathbf{P}^* = \mathbf{P}_{\text{new}}$
- 26) 根据式(2)计算 \mathcal{T} 集中每个 STA 的 $\text{O_PD}_{k,m}$, 得到 $\{\text{O_PD}_{k,m} | k \in U_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}\}$

SCA 算法采用双层迭代架构实现非凸优化问题的求解。外层迭代通过 SCA 策略将原始非凸问题转化为凸近似子问题。具体而言, 容量表达式 $R_{k,m}$ 可以重写为

$$R_{k,m} = \text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m}h_{k,m}) - \text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m}) \quad (7)$$

其中, $I_{k,m} = \sum_{n \in \mathcal{T}, n \neq m} \sum_{i \in U_n} P_{i,n} h_{i,m}$ 表示干扰功率,

$\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m}h_{k,m})$ 和 $\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m})$ 均为关于功率变量集 \mathbf{P} 的凹函数, 由于 2 个凹函数相减, 整体目标函数通常呈非凹特性, 导致直接采用梯度下降法求解较为困难。为此, 可以在当前迭代点对 $\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m})$ 进行一阶泰勒展开, 将其近似为线性函数, 从而确保 $R_{k,m}$ 仍保持凹性。 $\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m})$ 在当前迭代点 $\mathbf{P}^{(j)}$ 对干扰进行一阶泰勒展开的表达式为

$$\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m}) \approx S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)}) = \text{lb}(I_{k,m}^{(j)} + n_{k,m}) + \frac{1}{(I_{k,m}^{(j)} + n_{k,m}) \ln 2} (I_{k,m} - I_{k,m}^{(j)}) \quad (8)$$

其中, $S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})$ 是 $\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m})$ 在第 j 次迭代的一阶泰勒近似式。

外层第 j 次迭代的凸近似子问题可表述为

$$\begin{aligned} \max_{\substack{\text{O_PD}_{k,m} \\ (k,m) \in \mathcal{T}}} \sum_{m \in \mathcal{T}} \sum_{k \in U_m} f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)}) = \\ \max_{\substack{\text{O_PD}_{k,m} \\ (k,m) \in \mathcal{T}}} \sum_{m \in \mathcal{T}} \sum_{k \in U_m} [\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m} + P_{k,m}h_{k,m}) - S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})] \end{aligned} \quad (9)$$

该问题为凸优化问题, 可在内层迭代采用投影梯度上升法高效求解凸优化子问题。具体为: 通过梯度更新功率向量, 并将更新结果投影至可行域以满足约束条件。

算法 1 中, e 表示外层循环最大迭代数, $|\mathcal{T}|$ 表示活跃用户集的用户数, E 表示内层循环最大迭代数, α 表示功率更新步长。在算法 1 的外层 SCA 迭代中, 步骤 5) 计算每个 STA 的 $S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})$, 即 $\text{lb}(I_{k,m} + n_{k,m})$ 对干扰进行一阶泰勒的展开式, 从而完成凸优化处理, 随后在步骤 7) 中, 根据所有 STA 的 $S_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})$ 计算目标优化式 $\sum_{m \in \mathcal{T}} \sum_{k \in U_m} f_{k,m}(\mathbf{P}^{(j)})$, 而将原始非凸优化问题转换为凸近似子问题。接着, 算法 1 进入内层投影梯度上升迭代过程, 步骤 10) ~ 步骤 17) 计算 STA 的目标函数梯度, 步骤 18) 根据梯度信息和预设步长 α 更新功率。步骤 19) 执行投影操作, 确保更新后的功率值严格满足 $[P_{\min}, P_{\max}]$ 约束条件。当满足收敛条件 $\|\mathbf{P} - \mathbf{P}_{\text{new}}\|_{\infty} \leq \sigma$ 时, 即变量集 \mathbf{P} 和 \mathbf{P}_{new} 的每个对应分量之间的差值都不超过阈值 σ , 或当迭代次数达到上限 E 时, 内层循环终止。外层迭代在完成 e 次循环后输出优化功率集 \mathbf{P}^* 。最终通过步骤 26) 依据式(2)计算 \mathcal{T} 集中 STA 的 $\text{O_PD}_{k,m}$, 得到 \mathcal{T} 集中优化的 STA OBSS/PD 阈值集合 $\{\text{O_PD}_{k,m} | k \in U_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}\}$ 。

3 随机信道竞争场景下的 FTTR OBSS/PD 阈值优化

在实际的 FTTR 网络场景下, 由于 STA 分布式竞争特性, 每个时隙发起数据传输的节点集合 $\mathcal{T}(t) = \{(k,m) | \delta_{k,m}(t) = 1, k \in U_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}\}$ 对 MFU 来说是无法实时获取的信息, 但 MFU/SFU 可以通过信道竞争情况及 SINR 对 $\mathcal{T}(t)$ 进行估计。为此, 本节提出了一种基于贝叶斯估计理论的 $\mathcal{T}(t)$ 预测算法, 通过 SFU 接收到的有限信息, 实时估计各 STA 的负载概率和传输状态, 以此作为第 2 节 SCA 算法的输入, 从而形成闭环的 FTTR OBSS/PD 阈值优化系统。算法总体如算法 2 所示。

算法 2 FTTR 网络信道负载估计

初始化 $\text{bel}_{k,m}(0) = \frac{M}{K}, p_{\text{tx}}(0), \text{bel}_{\text{tx},k,m}(0) = \text{bel}_{k,m}(0) p_{\text{tx}}(0)$

在每一优化时隙执行如下循环:

输入 时隙 t 各 SFU 的信道观测结果集合 $O(t) = \{o_m(t) | m \in \{1, 2, \dots, M\}\}$

输出 估计的下一时隙传输队列 $\hat{\mathcal{T}}(t+1)$

- 1) for each SFU m in \mathcal{M} do
- 2) for each STA k in U_m do
- 3) 计算似然概率 $\{\rho_{1,k}(t), \rho_{0,k}(t)\}$, $\rho_{1,k}(t) = P(o_m(t)|b_{k,m}(t)=1)$, $\rho_{0,k}(t) = P(o_m(t)|b_{k,m}(t)=0)$ (如算法 3 所示)
- 4)
$$\text{bel}_{k,m}(t) = \frac{\rho_{1,k}(t)\text{bel}_{k,m}(t-1)}{\rho_{1,k}(t)\text{bel}_{k,m}(t-1) + \rho_{0,k}(t)(1 - \text{bel}_{k,m}(t-1))}$$
- 5) $\text{bel_tx}_{k,m}(t+1) = p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_{k,m}(t)$
- 6) if $\text{bel_tx}_{k,m}(t+1) \geq \tau$ then
- 7) $\hat{\delta}_{k,m}(t+1) = 1$
- 8) else
- 9) $\hat{\delta}_{k,m}(t+1) = 0$
- 10) end if
- 11) end for
- 12) end for

13) 执行算法 4 计算下一时隙传输概率 $p_{\text{tx}}(t+1)$

14) 将所有 $\hat{\delta}_{k,m}(t+1)$ 汇总得到 $\hat{\mathcal{T}}(t+1)$

算法 2 整体采用贝叶斯后验估计方法, 定义 $\text{bel}_{k,m}(t)$ 为时隙 t 时, 与 SFU m 关联的 STA k 的队列状态信念值, 表征其当前队列状态不为空的概率, 也可表示为 $\text{bel}_k(t)$; $\text{bel_tx}_{k,m}(t)$ 为 STA k 的传输意图信念值, 表征其在当前时隙发起传输的概率; $b_{k,m}(t) = I(Q_{k,m}(t) \geq 1)$ 为 STA k 的实际队列状态, 也可表示为 $b_k(t)$, 其中, $I(\cdot)$ 为指示函数, 该函数的作用是判断某个指定的条件是否成立, 若条件为真, 则函数输出数值 1, 若条件为假, 则函数输出数值 0; $\{\rho_{1,k}, \rho_{0,k}\}$ 为 STA k 的实际队列状态对信道观测结果的似然概率, 其实际定义为给定 STA k 真实队列状态时, SFU m 观测到特定信道结果的概率; $p_{\text{tx}}(t)$ 为时隙 t 时, 网络全局的平均传输概率; τ 为对 $\text{bel_tx}_{k,m}(t)$ 进行二值化的判定阈值, 为固定常数; $o_m(t)$ 为 SFU m 的信道观测结果, 其有如下 3 种取值:

① 若观测到信道空闲, $o_m(t) = \text{IDLE}$;

② 若成功接收来自关联 STA j 的数据包, $o_m(t) = \text{SUCC}_j$;

③ 若观测到信道忙碌, $o_m(t) = \text{BUSY}$ 。

算法 2 首先初始化各状态变量。步骤 3) 通过算法 3 计算不同实际队列负载情况下的似然概率 $\{\rho_{1,k}, \rho_{0,k}\}$, 并将其导入步骤 4) 中更新相应 STA 的队

列状态信念值。步骤 5)~步骤 9) 更新各 STA 的传输意图信念值, 并将其与阈值 τ 进行判定, 获取其二值化结果。由于网络的动态变化, 步骤 13) 需要使用算法 4 对 $p_{\text{tx}}(t)$ 进行更新。步骤 14) 输出所有 STA 汇总的二值化估计传输意图向量 $\hat{\mathcal{T}}(t+1)$, 这一输出可用作第 2 节中完全信道竞争场景下 OBSS/PD 阈值优化算法的输入。

算法 3 似然概率 $\{\rho_{1,k}(t), \rho_{0,k}(t)\}$ 估计

输入 当前时隙信道观测结果 $O(t)$, 前一时隙队列状态信念值集合 $\{\text{bel}_{k,m}(t-1) | k \in U_m, m \in \{1, 2, \dots, M\}\}$

输出 当前时隙的 2 个贝叶斯后验估计概率 $P(o_m(t)|b_i(t)=1)$ 与 $P(o_m(t)|b_i(t)=0)$

- 1) for each STA k in SFU m do
- 2) if $o_m(t) = \text{IDLE}$ then
- 3)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=1) = P(\text{IDLE}|b_k(t)=1) = (1-p_{\text{tx}}(t)) \prod_{i \in N_m, i \neq k} (1-p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_i(t-1))$$
- 4)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=0) = P(\text{IDLE}|b_k(t)=0) = \prod_{i \in N_m, i \neq k} (1-p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_i(t-1))$$
- 5) else if $o_m(t) = \text{SUCC}_j$ then
- 6) if $k = j$ then
- 7)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=1) = P(\text{SUCC}_j|b_k(t)=1) = (1-p_{\text{tx}}(t)) \prod_{i \in N_m, i \neq k} (1-p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_i(t-1))$$
- 8)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=0) = P(\text{SUCC}_j|b_k(t)=0) = 0$$
- 9) else
- 10)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=1) = (1-p_{\text{tx}}(t)) p_{\text{tx}}(t) \prod_{i \in N_m, i \neq k, j} (1-p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_i(t-1))$$
- 11)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=0) = p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_j(t-1) \prod_{i \in N_m, i \neq k, j} (1-p_{\text{tx}}(t)\text{bel}_i(t-1))$$
- 12) end if
- 13) else
- 14)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=1) = 1 - P(\text{IDLE}|b_k(t)=1) - \sum_{j \in U_m} P(\text{SUCC}_j|b_k(t)=1)$$
- 15)
$$P(o_m(t)|b_k(t)=0) = 1 - P(\text{IDLE}|b_k(t)=0) -$$

$$\sum_{j \in U_m} P(\text{SUCC}_j | b_k(t) = 0)$$

16) end if

17)end for

算法3是似然概率的估计算法,其输入是当前时隙信道观测结果 $O(t)$ 与前一时隙队列状态信念值的集合;输出是算法2中的似然概率 $\{\rho_{1,k}, \rho_{0,k}\}$ 。根据每个 SFU 的实际信道观测结果计算条件概率。 N_m 为 SFU m 的邻近 STA 节点集合,这一集合包括在发射信号时会直接对 SFU m 的信道观测结果产生显著影响的 STA 节点。由于各节点位置和信道条件已知, SFU 可以事先将对自身信道观测结果影响较大的 STA 节点记录为邻近 STA,包括 BSS 中的 STA 节点与部分距离较近的 OBSS 中的 STA 节点。算法第2步开始对于每个 SFU m , 根据实际观测的 $o_m(t)$ 取值,结合先验概率 $\text{bel}_k(t-1)$ 与平均传输概率 $p_{\text{tx}}(t)$ 对自己关联的所有 STA 分别计算相应的似然概率。

算法4 传输概率 $p_{\text{tx}}(t)$ 更新

输入 信道观测结果 $O(t)$, 当前平均传输概率 $p_{\text{tx}}(t)$, 下个时隙的传输意图信念值集合 $\{\text{bel_tx}_{k,m}(t+1) | k \in U_m, m \in \{1,2,\dots,M\}\}$

输出 下一时隙的平均传输概率 $p_{\text{tx}}(t+1)$

$$1) R_{\text{IDLE}} = \sum_{m=1}^M I \frac{(o_m(t) = \text{IDLE})}{M}$$

$$2) R_{\text{SUCC}} = \sum_{m=1}^M I \frac{(o_m(t) = \text{SUCC}_j)}{M}$$

$$3) R_{\text{BUSY}} = \sum_{m=1}^M I \frac{(o_m(t) = \text{BUSY})}{M}$$

$$4) \text{bel}_{\text{avg}} = \frac{1}{K} \sum_{k \in U_m} \text{bel_tx}_{k,m}(t+1)$$

$$5) p_{\text{tx}}(t+1) = \alpha(p_{\text{tx}}(t) + \Delta(R_{\text{IDLE}} + R_{\text{SUCC}} - R_{\text{BUSY}})) + (1 - \alpha)\text{bel}_{\text{avg}}$$

算法4是传输概率的更新算法,其输入是当前的信道观测结果 $O(t)$ 与传输概率 $p_{\text{tx}}(t)$;输出是更新后的平均传输概率 $p_{\text{tx}}(t+1)$ 。其中, α 是单次调整的平滑因子, Δ 是单次调整的步长因子,均为预先设定的固定参数。步骤1)~步骤3)根据当前时隙实际信道观测结果出现的频数计算其步长权重,并在步骤5)与平均传输意图结合更新 $p_{\text{tx}}(t+1)$ 。在观测到信道较繁忙的时候, $p_{\text{tx}}(t)$ 的值会相应下降;而

当更多信道空闲或成功传输时, STA 的活跃度会相应提高, $p_{\text{tx}}(t)$ 的值也相应上升。这一更新逻辑符合网络状态的动态变化趋势。更新公式结合观测结果与估计传输意图信念值对平均传输概率 $p_{\text{tx}}(t)$ 进行平滑动态更新,确保其不发生突变且能快速响应网络状态的变化,增强了算法对不同网络条件的适应性。

本节所提基于贝叶斯后验估计的网络负载估计算法,其计算复杂度主要来源于每个优化时隙内,每个 SFU $m \in \mathcal{M}$ 需要为其关联的 STA $k \in U_m$ 计算观测值的似然概率,并据此更新后验概率信念值。因此,从 FTTR 网络整体上看,本文算法的计算复杂度与网络规模相关,为 $O(KM)$ 。与现有流行的,如基于长短期记忆网络的负载估计算法相比,本文算法计算复杂度低,且不需要依赖高性能硬件,易于在资源受限的 SFU 设备上部署运行。

需要指出的是,本节所提算法与前一节所提基于 SCA 的 OBSS/PD 阈值优化算法在 FTTR 网络场景下系统性耦合。具体来讲,预测算法采用分布式执行模式,让 SFU 各自基于信道负载情况,估计 $\mathcal{T}(t)$;运用 FTTR 网络由光纤介质构建的稳定和高速的前传通道,将 $\mathcal{T}(t)$ 实时传递给 MFU。通常相比 SFU, MFU 的算力及存储资源更为丰富,具备执行集中运算 SCA 算法的能力,随后将优化后的阈值 $\{\text{O_PD}_{k,m}, k \in U_m, m \in \{1,2,\dots,M\}\}$ 回传给 SFU,以提升整个 FTTR 网络的空间复用效率,如第4节的仿真实验结果所示。

图2展示了本文算法的整体流程。该流程系统地描绘了算法1~算法4的交互过程,突出了基于贝叶斯估计的分布式感知与集中式优化的闭环设计。流程始于 SFU 的本地信道观测结果 $O(t)$, 通过算法3计算似然概率,并利用算法2更新各 STA 的队列状态信念值和传输意图。随后,估计结果汇聚至 MFU,由算法1中的 SCA 方法集中优化 OBSS/PD 阈值,最终将配置反馈至 SFU,形成迭代优化循环。分布式感知降低信令开销,集中式优化提升全局频谱效率。整个流程体现了对随机信道竞争场景的适应性,且通过算法4动态更新传输概率,确保鲁棒性。

4 实验及结果分析

为了评估所提算法的性能,本文基于 MATLAB 构建了一个符合 IEEE 802.11ax BSS Coloring

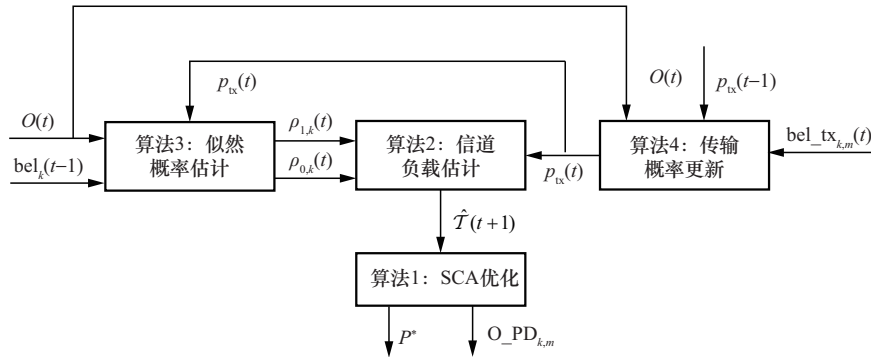


图 2 本文算法流程

标准的无线网络仿真平台。仿真场景设置为 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 的密集部署区域，其中包含 10 个 SFU 和 1 个 MFU。各 SFU 之间的最小部署距离设为 5 m ，每个 SFU 与其关联 STA 之间的距离控制在 $1\sim 3\text{ m}$ 内。在 5 GHz 频段，STA 发射功率范围为 $0\sim 10\text{ dBm}$ ，环境噪声功率为 -90 dBm ，成功解调所需的最低 SINR 门限为 15 dB 。MAC 层最小竞争窗口为 $CW_{\min}=16$ ，最大竞争窗口为 $CW_{\max}=1\ 024$ ，分布式帧间间隔 (DIFS, distributed inter-frame spacing) 为 $50\ \mu\text{s}$ ，短帧间间隔 (SIFS, short interframe space) 为 $10\ \mu\text{s}$ ，时隙长度为 $20\ \mu\text{s}$ 。数据传输参数设置：数据包大小为 $8\ 000\text{ bit}$ ，传输速率为 20 Mbit/s 。在 OBSS/PD 机制方面，动态调整范围设定为 $-82\sim -62\text{ dBm}$ ，以适应不同的干扰环境，同时 BSS 内载波侦听门限固定为 -82 dBm ，确保 BSS 内通信的可靠性。

为评估基于贝叶斯估计理论的 $\mathcal{T}(t)$ 预测算法性能，本文将准确率作为指标，其被定义为估计传输情况与实际传输情况一致的 STA 节点数在总 STA 节点数中的占比。仿真结果如图 3 所示，算法对于节点传输状态的估计准确度基本处于 70% 以上，且随着每个 SFU 下的 STA 数量增加，算法对于传输节点的估计准确率也有提高，在每个 SFU 包含 5 台 STA 时能达到约 88% 的估计准确率。由于 STA 数量增加，SFU 的信道状态观测结果中包含的信息量提升，同时降低少量 STA 带来的不确定性，使估计的信念值更接近于真实值。此外，算法通过动态调整适应不同的网络流量情况进行信念值的更新，并不直接依赖于数据包到达率，因此对于不同的数据包到达率，算法的估计准确率基本不受影响，各曲线的变化趋势与取值基本一致，展现了本文算法良好的鲁棒性。

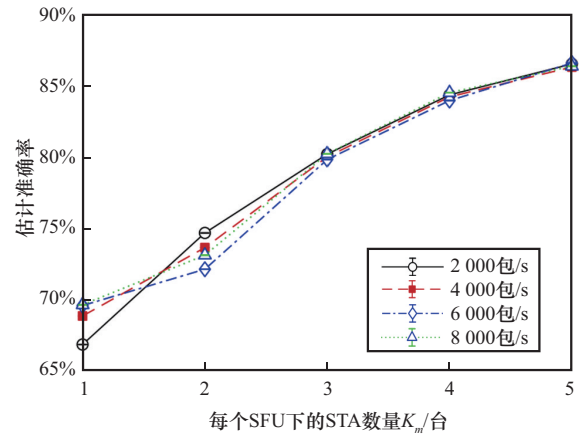


图 3 估计准确率随每个 SFU 下的 STA 数量及数据包到达率变化情况

图 4(a) 和图 4(b) 分别展示了系统频谱效率 R_{ave} 随每个 SFU 下的 STA 数量 K_m 以及数据包到达率 λ 在 3 种情况下的变化情况：1) 完全信道竞争场景下，运用集中式 SCA 算法；2) 随机信道竞争场景下，先运用分布式贝叶斯估计算法，然后再运行集中式 SCA 算法；3) 固定 OBSS/PD，所有 STA 采用 -62 dBm 的参考 OBSS/PD 阈值。

从仿真结果可以看出，在 3 种情况下，无论采用哪一种 OBSS/PD 设置方案，频谱效率 R_{ave} 均呈现出先增长后下降的趋势。这是由于业务负载轻时，频谱闲置，随数据包到达率或 STA 数量增加， R_{ave} 上升；负载过重时，信道冲突与干扰加剧，致 R_{ave} 性能降低。同时，也可以看到，虽然随机信道竞争场景下的频谱效率会因为 $\mathcal{T}(t)$ 的估计误差，相比完全信道竞争场景下的频谱效率有一定的下降，但是其无论是在数据包到达率或 STA 数量增加的情形下，始终优于固定 OBSS/PD 阈值方案下的频谱效率。上述仿真结果证明了本文方法的有效性和鲁棒性。

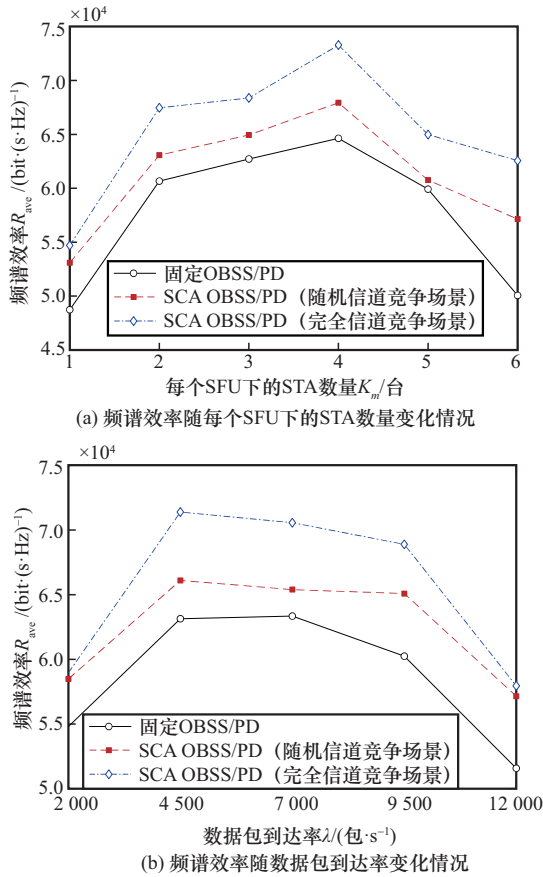


图4 3种情况下频谱效率变化曲线

5 结束语

本文针对随机信道竞争场景下,采用BSS Coloring机制的FTTR网络的空间复用优化问题展开研究。以OBSS/PD为关键参数,以频谱效率为优化指标,在充分挖掘C-WAN-FTTR网络架构优势的前提下,本文提出了基于贝叶斯估计的节点负载感知算法和基于SCA的OBSS/PD阈值动态优化方法。前一个算法让SFU基于本地信道观测情况,分布式推断STA缓存队列情况及传输意图;基于C-WAN FTTR稳定且高速的光纤前传,分布式估计的结果导入MFU,作为集中式OBSS/PD优化算法的输入。仿真验证表明,本文方法能有效改善FTTR系统的空间复用能力,提升频谱效率,并在数据包到达率及网络规模变动场景下,展现良好的鲁棒性。

参考文献:

[1] 顾仁涛. 光接入网演进趋势展望: 软件定义的光接入网[J]. 电信科学, 2015, 31(10): 64-72.

GU R T. Optical access network evolution trends: software defined optical access network[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(10): 64-72.

[2] ZHANG D C, ZHU J L, LIU X, et al. Fiber-to-the-room: a key technology for F5G and beyond[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2023, 15(9): D1-D9.

[3] SHEN G X, LI J, ZHANG H, et al. Enhancing fiber-to-the-room (FTTR) technologies: addressing key challenges and solutions (invited tutorial)[C]//Proceedings of the 2024 Conference on Lasers and Electro-Optics Pacific Rim (CLEO-PR). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-3.

[4] SUNDARAVARADHAN S P, PORAT R, TOUSSI K N. Increasing spatial multiplexing gain in future multi-AP WiFi systems via joint transmission[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2022, 6(2): 20-26.

[5] PUERTA R, JOHARIFAR M, HAN M Y, et al. Experimental validation of coherent joint transmission in a distributed-MIMO system with analog fronthaul for 6G[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2305.03189, 2023.

[6] LANANTE L, ROY S. Performance analysis of the IEEE 802.11ax OBSS_PD-based spatial reuse[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, 30(2): 616-628.

[7] SELINIS I, KATSAROS K, VAHID S, et al. Control OBSS/PD sensitivity threshold for IEEE 802.11ax BSS color[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.

[8] KIM Y, KIM J, KIM Y. Transmission opportunity-based distributed OBSS/PD determination method in IEEE 802.11ax networks[C]//Proceedings of the ICAIIC. Piscataway: IEEE Press, 2020: 289-294.

[9] ROPITAULT T, WEIDMANN U, XU K. Evaluation of RTOT algorithm: a first implementation of OBSS/PD-based SR method for IEEE 802.11ax[C]//Proceedings of the IEEE CCNC. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.

[10] IWATA M, MIYAMOTO S, HASEGAWA T. Analysis of inversely proportional carrier sense threshold for IEEE 802.11ax[C]//Proceedings of the IEEE CCNC. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-7.

[11] JUNG J, BAIK J, KIM Y, et al. OTOP: optimized transmission power controlled OBSS PD-based spatial reuse for high throughput in IEEE 802.11be WLANs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(19): 17110-17123.

[12] SELINIS I, ALMEIDA E, VAHID S, et al. Exploiting the capture effect on DSC and BSS color in dense IEEE 802.11ax deployments[C]//Proceedings of the WNS3 Workshop. New York: ACM Press, 2017: 73-80.

[13] KARAKOÇ A, KURT G K, KOSE S. More WiFi for everyone: increasing spectral efficiency in WiFi6 networks[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2021, 29(2): 653-668.

[14] HAXHIBEQIRI J, LATRÉ S, MOERMAN I. Coordinated spatial reuse for WiFi networks: a centralized approach[C]//Proceedings of the

2024 IEEE 20th International Conference on Factory Communication Systems (WFCS). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-8.

- [15] ZHANG H, HE R, FANG X, et al. DDPG-based multi-AP cooperative access control in dense Wi-Fi networks[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 98th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2023:1-6.
- [16] KATSAROS K, IOSIFIDIS G, KOUTSOPOULOS I, et al. Improving spatial reuse of WLANs using contextual bandits[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, 29(6): 2516-2530.
- [17] BARDOU A, BEGIN T, BUSSON A. Improving the spatial reuse in IEEE 802.11ax WLANs: a multi-armed bandit approach[C]//Proceedings of the 24th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems. New York: ACM Press, 2021: 1-9.
- [18] WILHELMI F, HRIBAR J, YILMAZ S F, et al. Federated spatial reuse optimization in next-generation decentralized IEEE 802.11 w lans[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2203.10472, 2022.
- [19] DAI L, SUN X H. A unified analysis of IEEE 802.11 DCF networks: stability, throughput, and delay[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(8):1558-1572.

[作者简介]



胡智文（2003-），男，湖北荆州人，武汉理工大学硕士生，主要研究方向为 Wi-Fi 无线通信。



李宇灏（2004-），男，广东广州人，主要研究方向为无线通信。



詹文（1990-），男，四川宜宾人，博士，中山大学副教授，主要研究方向为物联网、下一代移动通信系统建模与性能优化、强化学习、排队理论及其在无线通信中的应用。



刘佩（1991-），男，湖北武汉人，博士，武汉理工大学特设教授、硕士生导师，主要研究方向为 6G 及未来移动通信、人工智能、大规模 MIMO、智能反射面、随机接入等。



陈翔（1980-），男，湖南郴州人，博士，中山大学教授、博士生导师，主要研究方向为 5G/6G 无线通信、卫星通信、大数据和物联网。