

引用格式: 费恒海, 葛文萍, 陈娟, 等. 认知 MIMO 系统非正交动态时隙分配能耗优化研究 [J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(2): 250-256.
FEI H H, GE W P, CHEN J, et al. Research on energy optimization of non-orthogonal dynamic time-slot assignment in cognitive MIMO systems[J].
Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(2): 250-256.

认知 MIMO 系统非正交动态时隙分配能耗 优化研究



费恒海^{1,2}, 葛文萍^{1,2}, 陈娟^{1,2*}, 陈紫康^{1,2}

(1. 新疆大学 计算机科学与技术学院, 乌鲁木齐 830046; 2. 新疆大学 信号检测与处理重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

摘要: 认知 MIMO 系统中同时存在多类用户时, 不同类型用户受不同约束条件限制, 对时隙会有不同需求。该文旨在解决多类用户并存的认知 MIMO 系统能耗优化问题, 提出基于稀疏码多址接入 (sparse code multiple access, SCMA) 的非正交时隙分配方法, 满足更多类型用户的通信需求。在分配时隙时, 提出动态时隙分配算法, 通过设计虚拟用户进行时隙分配, 保证不同类型用户不会占用同一个时隙。仿真结果和分析表明, 系统中多类用户同时存在于 eMBB (enhanced mobile broadband) 和 URLLC (ultra-reliable low latency communications) 两种场景中时, 基于 SCMA 的非正交动态时隙分配与传统正交分配方式相比能够降低能耗, 与固定时隙的非正交时隙分配相比, 动态时隙分配算法降低系统能耗的效果更明显。

关键词: 认知 MIMO; 动态时隙分配; 能耗优化; SCMA

中图分类号: TN91

文献标志码: A

DOI: 10.12178/1001-0548.2023317

Research on energy optimization of non-orthogonal dynamic time-slot assignment in cognitive MIMO systems

FEI Henghai^{1,2}, GE Wenping^{1,2}, CHEN Juan^{1,2*}, and CHEN Zikang^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China;

2. Key Laboratory of Signal Detection and Processing, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: When multiple types of users coexist in a cognitive Multiple Input Multiple Output (MIMO) system, different types of users are subject to different constraints and have different demands for time-slots. In this paper, we aim to solve the problem of energy consumption optimization in cognitive MIMO systems with multiple types of users coexisting and propose a non-orthogonal time-slots allocation method based on Sparse Code Multiple Access (SCMA) to meet the communication needs of more types of users. When allocating time-slots, a dynamic time-slots allocation algorithm is proposed to ensure that different types of users will not occupy the same time-slots by designing virtual users for time-slots allocation. Simulation results and analyses show that when multiple types of users in the system exist in both eMBB (enhanced Mobile Broadband) and URLLC (Ultra-Reliable Low Latency Communications) scenarios at the same time, the non-orthogonal dynamic time-slots allocation based on SCMA is able to reduce the energy consumption compared to the traditional orthogonal allocation, and dynamic slot allocation algorithm can significantly reduce system energy consumption compared to that of the non-orthogonal time-slot allocation of fixed time-slots.

Key words: cognitive MIMO; dynamic time-slot assignment; energy consumption optimization; SCMA

认知 MIMO (CR-MIMO) 是一种智能无线通信技术, 它通过动态频谱访问, 可以有效提高已分配频谱利用率, 还可以降低主用户信号链路受到的干扰^[1]。随着 5G 通信时代来临, 通信网络出现了高用户速率、超高设备连接密度以及超低延时等一

系列挑战, 为了应对这些挑战, 稀疏码多址接入 (sparse code multiple access, SCMA) 技术应运而生^[2]。SCMA 综合利用多维调制技术和频域稀疏扩频技术, 能够提高用户连接数和链路性能^[3-5]。以 SCMA 技术作为理论基础的联合资源分配方法在降

收稿日期: 2023-12-15

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金 (2022D01C426)

作者简介: 费恒海, 主要从事无线通信技术方面的研究。

*通信作者 E-mail: chenjuan1011@xju.edu.cn

低系统能耗, 提高系统能效方面也有一定成果^[6-8]。

目前针对如何降低认知 MIMO 系统能耗已有一些研究, 文献 [9] 利用空分复用技术可以同时向基站发送多数据流, 能获得比发射分集更好的能效, 降低用户能耗。文献 [10] 深入探讨了分布式和集中式方法如何提高认知 MIMO 网络能效。而文献 [11] 则在功率和干扰约束下, 针对认知 MIMO 系统能耗展开了研究。传统认知 MIMO 系统采用 TDMA 技术将时间资源分割为正交时隙, 虽然用户之间的干扰功率得到降低, 但系统可承载的用户数量无法得到提升。认知网络系统使用非正交技术能提升系统可承载用户数量, 且频谱效率优于正交认知网络^[12]。文献 [13] 提出一种受非正交多址技术 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 启发的认知 MIMO 网络, 使系统可承载用户数量上升的同时又提升了信噪比。文献 [14] 提出一种迫零波束成形技术, 保障认知 MIMO 与 NOMA 联合通信系统中的通信安全, 同时增加用户数量。文献 [15-16] 分别解决了同时使用认知 MIMO 和 NOMA 系统, 在用户数量增多的前提下如何提高用户速率以及功率分配的问题。

上述研究假设只有单一类型用户, 即所有用户处于同一场景。本文设计多类用户并存的上行认知 MIMO 通信系统模型, 把非正交分配思想融入到时隙分配过程中。不同类型用户约束条件不同, 时隙分配算法中提出“微型用户”和“虚拟用户”

以及动态时隙分配法, 保证微型用户分组时能按照类型得到区分, 通过优化时隙分配方案降低系统能耗。最后利用系统能耗累积分布函数、用户平均能耗、用户与基站距离与能耗关系等实验, 验证了此算法能明显降低系统能耗。

1 系统模型

认知 MIMO 系统包含了拥有授权频谱的主用户 (primary user) 和具备认知无线电能力的次用户 (secondary users), 每个次用户可择机接入空闲频谱。假设系统包含 K 个次用户和 J 个主用户, 次用户有 $M = M_1 + M_2$ 种类型, 其中 M_1 类次用户处于 eMBB 场景并要求有较高的用户速率, M_2 类次用户处于 URLLC 场景需考虑时延限制。用 S_k 表示第 k 个次用户, P_j 表示第 j 对主用户收发器, 次用户均采用基于 SCMA 的非正交策略进行时隙分配。基站处于认知网络中心位置, 能够评估次用户 S_k 到基站间的信道矩阵 H_{BS,S_k} , 并通过控制信道反馈给 S_k 。令 K 个次用户复用 N 个时隙 ($K > N$), eMBB 场景中次用户集表示为 ξ_1 , 其中包含 K_1 个次用户; URLLC 场景中次用户集表示为 ξ_2 , 其中包含 K_2 个次用户, 过载因子定义为 $\tau = K/N$, 系统模型如图 1 所示。从 1 到 K 个用户比特数据流通过 SCMA 编码器直接得到 N 个资源块上的码字, 并通过信道到达接收端。图中 n 为高斯白噪声且 $n \sim CN(0, \sigma^2 I)$ 。

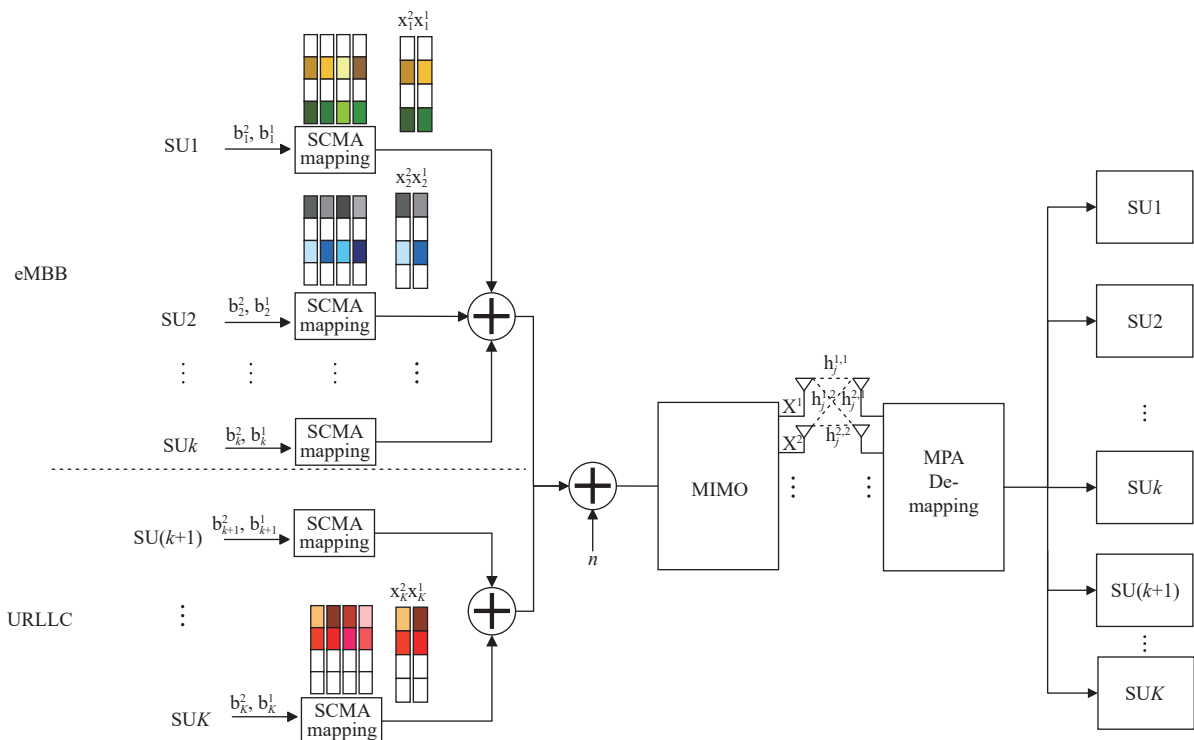


图 1 上行认知 MIMO 系统模型

SCMA 编码方式可以用因子图矩阵 \mathbf{F} 表示, 将 SCMA 原理应用到时隙分配中, 可以使次用户分配到更多可使用时隙。原因子图矩阵代表用户与资源块之间的分配关系, 用时隙来替代原模型中的资源块后, 因子图矩阵的意义就转换为次用户和时隙之间的对应关系, 如图 2 所示。次用户 S_k 使用时隙 n 时, 因子图矩阵 \mathbf{F} 中对应元素 $F_{n,S_k} = 1$, 否则, $F_{n,S_k} = 0$ 。

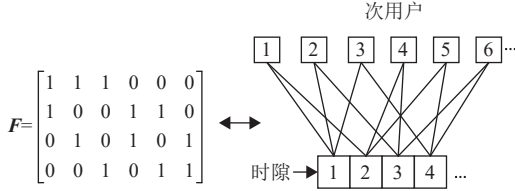


图 2 非正交时隙分配模型

2 非正交动态时隙分配 (non-orthogonal dynamic time-slot assignment, NDTA) 算法

本章设定认知 MIMO 系统能耗目标函数, 通过数学推导得到目标函数最简形式, 提出 NDTA 算法, 利用动态时隙分配得到能耗目标函数最小值。

2.1 最小系统能耗目标函数

采用统计 CSI 模型, 在 eMBB 场景中满足每个次用户速率需求, 而在 URLLC 场景中满足每个次用户时延要求, 确保用户通信连续性。系统中 \mathbf{x}_{S_k} 是次用户 S_k 发送的数据流矩阵, \mathbf{Q}_{S_k} 为 \mathbf{x}_{S_k} 的协方差矩阵, 系统能耗目标函数为:

$$\begin{aligned} & \min_{F_{n,S_k}, t_{S_k}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K t_{S_k} \text{tr}(\mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k}) \\ & \text{s.t. C1: } r_{S_k} = \\ & t_{S_k} w \log \left[\det \left(\mathbf{I} + \frac{\mathbf{H}_{BS,S_k} \mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k} \mathbf{H}_{BS,S_k}^H}{\mathbf{C}_{S_k}} \right) \right] \geq R_{S_k} \quad \forall S_k \in \xi_1 \\ & \text{C2: } \Pr \left\{ d_{S_k}^{\max} \geq D_{S_k}^{\max} \right\} \leq \delta_{S_k} \quad \forall S_k \in \xi_2 \\ & \text{C3: } \sum_{k=1}^K t_{S_k} \leq 1 \\ & \text{C4: } \frac{1}{j} \text{tr}(\mathbf{H}_{P_j,S_k} \mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k} \mathbf{H}_{P_j,S_k}^H) \leq \phi_{P_j} \\ & \text{C5: } \sum_{n=1}^N F_{n,S_k} = d_v \\ & \text{C6: } \sum_{k=1}^K F_{n,S_k} = d_f \\ & \text{C7: } F_{n,S_k} \in \{0, 1\} \\ & \text{C8: } t_{S_k} \geq 0 \\ & \text{C9: } \mathbf{Q}_{S_k} > 0 \end{aligned} \quad (1)$$

约束条件 C1 保证 eMBB 场景中每个次用户速率 r_{S_k} 不低于最低速率要求 R_{S_k} , \mathbf{C}_{S_k} 代表基站所受干扰, w 为信道带宽, \mathbf{H}_{BS,S_k}^H 代表 \mathbf{H}_{BS,S_k} 的共轭转置矩阵。C2 中 $\Pr(\cdot)$ 代表概率, 此条件保证 URLLC 场景中次用户最大时延 $d_{S_k}^{\max}$ 高于最大时延限制 $D_{S_k}^{\max}$ 的概率应小于 δ_{S_k} , δ_{S_k} 代表次用户中断概率。C3 中 t_{S_k} 是次用户的时间占比, 其总和不超过一个系统帧长。C4 表示主用户受到干扰必须低于干扰门限 ϕ_{P_j} , \mathbf{H}_{P_j,S_k} 是主用户到次用户间的信道矩阵。C5 保证每个次用户占据 d_v 个时隙, C6 表示每个时隙可复用 d_f 个用户。C7 规定因子图矩阵的元素是离散的, 取值范围是 $\{0, 1\}$ 。C8 表示时隙占比非负, C9 表示 \mathbf{Q}_{S_k} 为正定矩阵。

C2 中概率表达式可写为式 (2), 再与 C1 结合可得式 (3):

$$\begin{aligned} \text{C2: } & 1 - e^{-(r_{S_k} - d_{S_k}^{\max}) D_{S_k}^{\max}} \geq 1 - \delta_{S_k} \\ \Rightarrow \text{C2: } & r_{S_k} \geq d_{S_k}^{\max} - \frac{\log \delta_{S_k}}{D_{S_k}^{\max}} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{C1: } & r_{S_k} = w \log \left[\det \left(\mathbf{I} + \frac{\mathbf{H}_{BS,S_k} \mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k} \mathbf{H}_{BS,S_k}^H}{\mathbf{C}_{S_k}} \right) \right] \geq \\ & \min \left(\frac{R_{S_k}}{t_{S_k}}, d_{S_k}^{\max} - \frac{\log \delta_{S_k}}{D_{S_k}^{\max}} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

主用户通信过程可以出现一定程度的中断, C4 用概率形式表述如下:

$$\begin{aligned} \text{C4: } & \Pr \left\{ \frac{1}{j} \text{tr}(\mathbf{H}_{P_j,S_k} \mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k} \mathbf{H}_{P_j,S_k}^H) \leq \phi_{P_j} \right\} \geq 1 - \delta_{P_j} \\ \Rightarrow \text{C4: } & \text{tr}(\mathbf{F}_{n,S_k} \mathbf{Q}_{S_k}) \leq \rho_{S_k} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\rho_{S_k} = \min \left\{ \frac{-\phi_{P_1}}{\beta_{P_1,S_k} \log \delta_{P_1}}, \dots, \frac{-\phi_{P_j}}{\beta_{P_j,S_k} \log \delta_{P_j}} \right\}$; δ_{P_j} 表示主用户中断概率; β_{P_j,S_k} 表示从 S_k 到 P_j 间的路径损耗。

上述优化问题是一个非凸优化问题, 正定矩阵 $\mathbf{A}_{S_k} = \mathbf{H}_{BS,S_k} \mathbf{C}_{S_k}^{-1} \mathbf{H}_{BS,S_k}^H$, 其特征值为 $\lambda_{S_k,1}, \lambda_{S_k,2}, \dots, \lambda_{S_k,W_{S_k}}$ 。令 W_{S_k} 为矩阵 \mathbf{A}_{S_k} 的秩, 采用注水算法解决次用户发射功率限制, 非凸问题可以转换为时隙分配凸问题。根据约束式 (4) 优化系统容量^[17]:

$$\begin{aligned} C_{WF_1} &= \sum_{i=1}^{W_{S_k}} \log(\lambda_{S_k,i} \mu_{S_k})^+ = \frac{R_{S_k}}{w t_{S_k}} \quad S_k \in \xi_1 \\ C_{WF_2} &= \sum_{i=1}^{W_{S_k}} \log(\lambda_{S_k,i} \mu_{S_k})^+ = \frac{d_{S_k}^{\max} - \frac{\log \delta_{S_k}}{D_{S_k}^{\max}}}{w t_{S_k}} \quad S_k \in \xi_2 \end{aligned} \quad (5)$$

式中, C_{WF_1} 和 C_{WF_2} 分别是属于 eMBB 和 URLLC

场景的系统容量, μ_{S_k} 满足 $\rho_{S_k} = \left(\mu_{S_k} - \frac{1}{\lambda_{S_k,i}}\right)^+$, 由此可得到 t_{S_k} 关于 m_{S_k} 变化的函数:

$$T_{S_k}(m_{S_k}) = \begin{cases} \frac{R_{S_k}}{w \left(\sum_{i=1}^{m_{S_k}} \log \lambda_{S_k,i} \right) - m_{S_k} \log \lambda_{S_k,(m_{S_k}+1)}} & S_k \in \xi_1 \\ d_{S_k}^{\max} - \frac{\log \delta_{S_k}}{D_{S_k}^{\max}} & \\ \frac{R_{S_k}}{w \left(\sum_{i=1}^{m_{S_k}} \log \lambda_{S_k,i} \right) - m_{S_k} \log \lambda_{S_k,(m_{S_k}+1)}} & S_k \in \xi_2 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $m_{S_k} \in \{1, 2, \dots, W_{S_k} - 1\}$ 。次用户 $S_k \in \xi_1, \xi_2$ 能耗公式为:

$$E_{S_k}(t_{S_k}) = \begin{cases} t_{S_k} \left(O_{S_k}^*(t_{S_k}) \left(\frac{\exp\left(\frac{R_{S_k}}{w t_{S_k}}\right)}{O_{S_k}^*(t_{S_k}) \sum_{i=1} \lambda_{S_k,i}} \right) \frac{1}{O_{S_k}^*(t_{S_k})} - \sum_{i=1} \frac{1}{\lambda_{S_k,i}} \right) & S_k \in \xi_1 \\ t_{S_k} \left(O_{S_k}^*(t_{S_k}) \left(\frac{\exp\left(d_{S_k}^{\max} - \frac{\log \delta_{S_k}}{D_{S_k}^{\max}}\right)}{O_{S_k}^*(t_{S_k}) \sum_{i=1} \lambda_{S_k,i}} \right) \frac{1}{O_{S_k}^*(t_{S_k})} - \sum_{i=1} \frac{1}{\lambda_{S_k,i}} \right) & S_k \in \xi_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $O_{S_k}^*(t_{S_k})$ 代表最佳数据流数量, 取值范围如下:

$$O_{S_k}^*(t_{S_k}) = \begin{cases} W_{S_k} & 0 \leq t_{S_k} \leq T_{S_k}(W_{S_k} - 1) \\ m_{S_k} & T_{S_k}(m_{S_k}) \leq t_{S_k} \leq T_{S_k}(m_{S_k} + 1) \\ 1 & t_{S_k} \geq T_{S_k}(1) \end{cases} \quad (8)$$

式 (7) 左右极限相等, 所以 $E_{S_k}(t_{S_k})$ 是连续函数。其 1 阶导数左右极限也相等, 可知 $E_{S_k}(t_{S_k})$ 的 1 阶导数连续且小于 0。对 $E_{S_k}(t_{S_k})$ 求 2 阶导数, 发现其 2 阶导大于 0, 所以 $E_{S_k}(t_{S_k})$ 是 1 阶可微严格凸函数且单调递减。时隙的取值为整数, 原能耗最小问题的目标函数可写为:

$$\begin{aligned} \min_{t_{S_k}} \sum_{S_k \in \xi_1 \& \xi_2} E_{S_k}(t_{S_k}) \\ \text{s.t. C1: } \sum_{S_k \in \xi_1 \& \xi_2} t_{S_k} = T \\ \text{C2: } t_{S_k} \in \{t_{S_k,\min}^{(I)}, t_{S_k,\min}^{(I)} + 1, \dots, T\} \end{aligned} \quad (9)$$

T 为总时隙数, $t_{S_k,\min}^{(I)} = t_{S_k,\min} T$ 是次用户所需最小时隙个数, 原能耗优化问题转化为关于时隙分配的凸优化问题。

2.2 时隙分配

由前文可知 $E_{S_k}(t_{S_k}), S_k \in \xi_1, \xi_2$ 单调递减, 次用户能耗随着分配的时隙数增多而减小。非正交与正交技术相比, 可以让每个用户分配到更多时隙, 降低系统能耗。

2.2.1 次用户分割

次用户由于约束条件不同, 对于时隙数量需求有差异。传统非正交时隙分配方案中将时隙按照一定数量进行分组, 若次用户所需时隙数大于 1 个时隙组的时隙数量, 则需要将这个次用户拓展到下 1 个时隙组的时隙上, 从而实现将所需时隙数较多的次用户对不同时隙分组的映射, 增加了算法与系统模型的复杂度。本文提出 1 种次用户分割的方法, 将每个次用户按照其需要最小时隙数分割成“微型用户”。如图 3 所示, 设第 S_k 个次用户需要 L_{S_k} 个时隙, 则 S_k 可分割成 L_{S_k} 个微型用户。

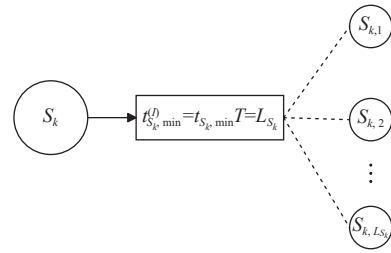


图 3 次用户分割过程

系统接入微型用户总数为 $L = \sum_{S_k \in \xi_1, \xi_2} L_{S_k}$, 每个微型用户只需要 1 个时隙, 更便于以非正交方式占用时隙, 不需考虑用户扩展以及时隙组映射问题, 简化了算法。

2.2.2 动态时隙分配

认知 MIMO 系统中次用户接入系统顺序是随机的, 且不同类型次用户对约束条件不同。现有非正交时隙分配方法在面对多类型微型用户时, 一般会将不同类型微型用户进行如图 4a 一样掺杂式的分组。为满足系统过载率, 将每个用户组中的用户数和时隙数固定, 这会导致一个用户分组中同一时隙分配给不同类型微型用户, 使同一个时隙承载不同类型的约束条件。

本文设定系统过载率为 $\tau = 150\%$ 进行分组。在系统过载率一定时, 次用户 S_k 被分割后的微型用户数为 L_{S_k} , 按照 $\tau = L_{S_k} / N_{S_k}$ 计算出所需时隙数 N_{S_k} 可能不是整数, 为此提出用“虚拟用户”增补微型用户数量, 虚拟用户类型与同组微型用户一致, 使其满足。

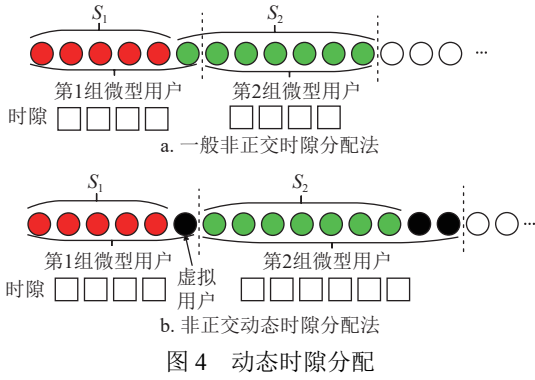


图 4 动态时隙分配

SCMA 规则数量的同时，每个时隙只被同一类型的微型用户所占用。虚拟用户填充规则如下：

$$I'_{S_k} = \text{fix}\left(\frac{L_{S_k}}{\tau}\right); m_{S_k} = \text{mod}\left(\frac{L_{S_k}}{\tau}\right)$$

$$(\eta_{S_k}, I_{S_k}) = \begin{cases} (0, I'_{S_k}) & m_{S_k} = 0 \& \text{mod}\left(\frac{I'_{S_k}}{2}\right) = 0 \\ (1, I'_{S_k} + 1) & m_{S_k} \neq 0 \& \text{mod}\left(\frac{I'_{S_k}}{2}\right) \neq 0 \\ (2, I'_{S_k} + 2) & m_{S_k} \neq 0 \& \text{mod}\left(\frac{I'_{S_k}}{2}\right) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中， I_{S_k} 代表为次用户 S_k 分配的时隙数； η_{S_k} 代表为次用户 S_k 填充的临时虚拟用户数。如图 4b 所示，次用户 S_1 在被分割为 5 个微型用户后，利用 SCMA 数量规则得到时隙数 $N_{S_1} = 5/1.5$ 不是整数。按此规则为 S_1 填充 1 个虚拟用户并分配 4 个时隙，同理 S_2 被分割为 7 个微型用户后，按规则为其填充 2 个虚拟用户并分配 6 个时隙。无论次用户是什么类型，属于哪个场景，只要求出其满足约束条件所需的最小时隙数，就能在满足过载率的同时，动态地为其实现非正交时隙分配。

3 实验仿真

本节将所提 NDTA 算法与传统正交 MIMO 时隙分配 (orthogonal time-slot assignment, OTA) 算法^[18] 和 NOMA 固定时隙分配 (non-orthogonal fixed time-slot assignment, NFTA) 算法^[19] 进行对比。OTA 算法中，每个场景中次用户采取正交时隙分配方案，利用贪婪算法确定最佳时隙分配方式。在 NFTA 算法中，每个场景中次用户分组后按照过载率进行非正交固定时隙分配。次用户数为 100，次用户与基站距离不小于 10 m，如图 5 所示。

图 6 为不同算法得到的平均能量消耗累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) 图，OTA 算法得到系统平均能耗集中在 0.9×10^{-6} MJ，

使用非正交时隙分配的 NFTA 算法得到系统平均能耗集中在 0.5×10^{-6} MJ，非正交分配方案让次用户得到的时隙数比正交分配方案多，由系统能耗函数单减性可知分配时隙数越多系统能耗越低，所以非正交算法相比于正交算法实现了能耗下降。NFTA 算法将属于两类场景的 6 个微型用户混合分为一组，并为这 6 个微型用户按照过载率 150% 固定分配 4 个时隙，这导致同一个时隙被两类微型用户占用，其 CDF 曲线证明这种混合分组会影响算法降低能耗效果。本文提出的 NDTA 算法得到系统平均能耗集中在 0.35×10^{-6} MJ，与以上两种现有算法相比，能耗降低明显，分别降低 60% 和 30%。NDTA 的 CDF 曲线与 OTA 相比能更快地收敛。NDTA 算法使用虚拟用户让微型用户的类别在分组阶段得到区分，按照过载率为其填充虚拟用户并动态分配时隙。特别是当次用户分割出的微型用户数目较多时，如次用户分割为 200 个微型用户时，按照式 (10) 所示的填充规则，仅填充一个虚拟用户便可以使对应微型用户组满足过载率。由此可以看出 NDTA 算法通过填充少量虚拟用户就能使用户在满足过载率前提下实现上述功能。实验证明，在综合考虑两个场景用户约束条件后进行虚拟用户填充和动态时隙分组，能使系统能耗进一步降低。

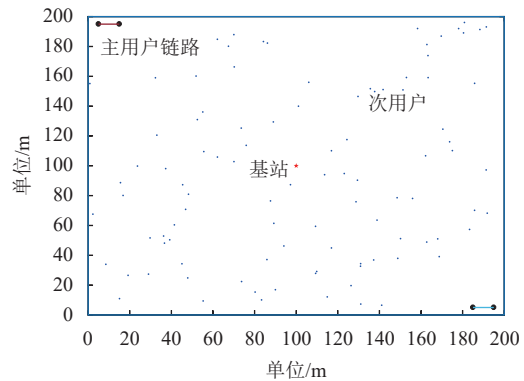


图 5 次用户与基站的分布图

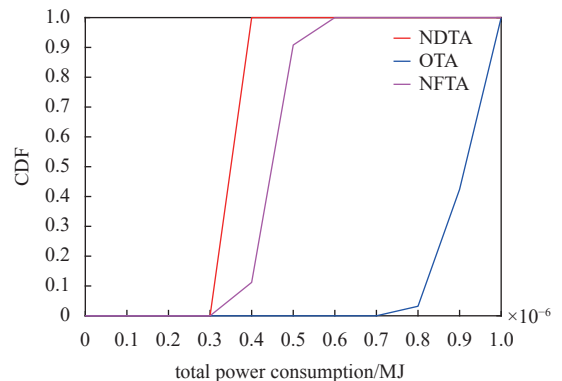


图 6 平均能量消耗累积分布函数 (CDF)

系统每比特平均能量与基站和用户之间距离关系如图7所示, 3种算法得到的系统能耗随着基站和次用户之间的平均距离增大而增加。OTA算法利用信道状态信息进行时隙分配, 信道状态信息主要由参考距离和路径损耗决定, 随着用户和基站空间距离越来越大, 信道状态会随之变差, 系统能耗随之变大。NFTA算法虽有一定降低能耗的效果, 但没有考虑用户类型差异。本文所提 NDTA 算法使用部分拉格朗日优化方程考虑与用户速率和延迟有关的约束, 将能耗函数转化为以时间为自变量的函数, 目标函数受距离的影响较小, 且算法综合考虑用户类型差异, 相比于另外两种算法, 在降低能耗效果方面有明显提升。

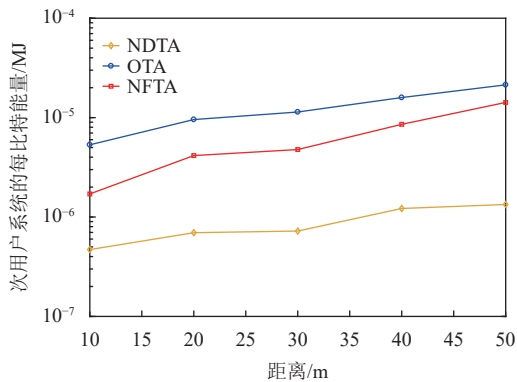


图7 距离与比特平均能量关系

系统中所有次用户每比特平均能耗量如图8所示, 实验结果进一步证明与正交时隙分配和非正交固定时隙分配相比, 动态时隙分配法在降低系统能耗方面有一定优势。最后对 NDTA 算法进行过载率分析, 分别设置过载率为 150%、200% 及 300% 进行比较, 结果如图9所示。可以看出随着过载率增加, 算法降低能耗效果愈加明显, 分析可知, 次用户可用时隙数随过载率增加而增加, 次用户能分配到的时隙变多而系统能耗得到降低, 符合能耗函数单减性。

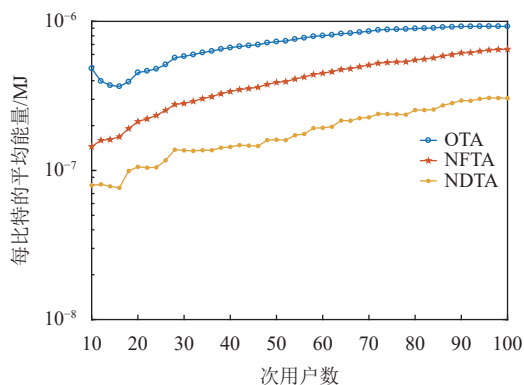


图8 次用户每比特平均能耗量

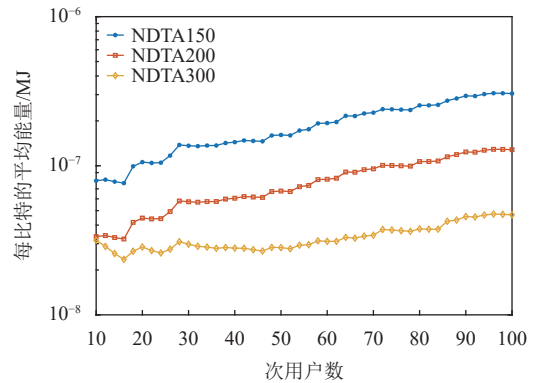


图9 次用户每比特平均能耗量 (不同过载率)

4 结束语

本文研究同时包含多类次用户的认知 MIMO 通信系统能耗优化问题。eMBB 与 URLLC 两个场景中次用户类型不同, 在优化问题中设定与之对应的约束条件。将系统能耗从非凸问题转化为凸优化问题, 把包含不同约束条件的能耗函数转化为以时隙为唯一自变量, 提出进行时隙分配的 NDTA 算法。算法考虑到两个场景中次用户的差异性, 提出“微型用户”“虚拟用户”和动态时隙分组的概念, 通过填充虚拟用户保证微型用户不发生混合分组的情况。

CDF 曲线表明, 与使用 OTA 算法得到的系统能耗相比, NDTA 算法得到的系统能耗集中在较低范围。另外, 距离与比特平均能量关系实验显示 NDTA 算法受用户与基站距离影响较小, 在距离较大情况下消耗能量更少。最后通过比较次用户每比特平均能耗, 可直观地看出 NDTA 算法能降低用户能耗。相比于 NFTA 算法, NDTA 算法能更好地满足不同场景用户需求, 明显降低了系统能耗。由 NDTA 算法同过载率对比实验可知, 随着过载率增加, NDTA 算法降低系统能耗效果得到进一步提升。

参考文献

- [1] MAMIYA T, FUJIMOTO M. MIMO cognitive radio considering interference[C]//Proceedings of the IEEE International Workshop on Electromagnetics: Applications and Student Innovation Competition (iWEM). New York: IEEE, 2018: 1-2.
- [2] NIKOPOUR H, BALIGH H. Sparse code multiple access[C]//Proceedings of the IEEE 24th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. New York: IEEE, 2013: 332-336.
- [3] JANG H S, KIM S M, KO K S, et al. Spatial group based

- random access for M2M communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(6): 961-964.
- [4] ZHANG N B, KANG G X, WANG J, et al. Resource allocation in a new random access for M2M communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(5): 843-846.
- [5] XUE T, QIU L, LI X M. Resource allocation for massive M2M communications in SCMA network[C]//Proceedings of the IEEE 84th Vehicular Technology Conference. New York: IEEE, 2016: 1-5.
- [6] ZHU W F, QIU L, CHEN Z. Joint subcarrier assignment and power allocation in downlink SCMA systems[C]//Proceedings of the IEEE 86th Vehicular Technology Conference. New York: IEEE, 2017: 1-5.
- [7] EVANGELISTA J V C, SATTAR Z, KADDOUM G, et al. Fairness and sum-rate maximization via joint subcarrier and power allocation in uplink SCMA transmission[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(12): 5855-5867.
- [8] MOLTAFET M, PARSAEEFARD S, JAVAN M R, et al. Robust radio resource allocation in MISO-SCMA assisted C-RAN in 5G networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 5758-5768.
- [9] WANG X, NA Z Y, LAM K Y, et al. Energy efficiency optimization for NOMA-based cognitive radio with energy harvesting[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 139172-139180.
- [10] ZHANG X H, LI H X. Energy efficiency optimization for MIMO cognitive radio network[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Communications. New York: IEEE, 2015: 7713-7718.
- [11] SBOUI L, REZKI Z, SULTAN A, et al. Energy-efficient power allocation for cognitive MIMO channels[C]//Proceedings of the IEEE 84th Vehicular Technology Conference. New York: IEEE, 2016: 1-6.
- [12] YASRAB T, GURUGOPINATH S. Spectral efficiency of MIMO-NOMA cognitive radios with energy-based spectrum sensing[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Distributed Computing, VLSI, Electrical Circuits and Robotics. New York: IEEE, 2019: 1-6.
- [13] YU Y H, CHEN H, LI Y H, et al. Antenna selection in MIMO cognitive radio-inspired NOMA systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(12): 2658-2661.
- [14] NANDAN N, MAJHI S, WU H C. Secure beamforming for MIMO-NOMA-based cognitive radio network[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(8): 1708-1711.
- [15] THAKUR P, SINGH G. Sum-rate analysis of MIMO based CR-NOMA communication system[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Image Information Processing. New York: IEEE, 2019: 414-419.
- [16] XIAO Y S, TSANG D H K. Interference alignment beamforming and power allocation for cognitive MIMO-NOMA downlink networks[C]//Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference. New York: IEEE, 2019: 1-6.
- [17] GESBERT D, SHAFI M, SHIU D S, et al. From theory to practice: An overview of MIMO space-time coded wireless systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2003, 21(3): 281-302.
- [18] FU L Q, JOHANSSON M, BENGTSSON M. Energy efficient transmissions in cognitive MIMO systems with multiple data streams[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(9): 5171-5184.
- [19] ZHANG P J, GE W P, ZHANG Y X, et al. Energy efficiency and user capacity optimization of cognitive MIMO systems via the SCMA-based nonorthogonal time slot allocation[J]. *Symmetry*, 2020, 12(7): 1136.

编辑 税 红