



## 多小区分布式阵列系统训练模式与协作方法研究

张 帅,王 瑾,潘 鹏,严军荣

(杭州电子科技大学 通信工程学院,杭州 310018)

**摘 要:**在多小区分布式阵列系统中,用户与接入节点(AP)间的距离对频谱效率具有重要影响,边缘用户可以通过不同小区内 AP 间的协作传输来获得较高的频谱效率。为此,将多小区的边缘用户以及 AP 组成一个虚拟簇,针对频分双工模式下簇内多用户信道的训练模式与多 AP 的协作预编码问题,提出一种基于导频重用的信道训练方法。当 AP 配置较多的接入天线时,服务于同一个用户的多个 AP 可以重用同一个导频序列,同时结合相应的预编码来抑制用户间的干扰。仿真结果表明,与正交训练完全协作、正交训练部分协作 2 种方法相比,该方法能够节约导频资源,降低反馈开销与计算复杂度,在对训练和反馈开销进行加权后,其频谱效率可以得到有效提升。

**关键词:**分布式阵列;边缘用户;训练模式;导频重用;预编码;有限反馈

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



**中文引用格式:**张帅,王瑾,潘鹏,等. 多小区分布式阵列系统训练模式与协作方法研究[J]. 计算机工程,2019,45(12): 58-63.

**英文引用格式:**ZHANG Shuai, WANG Cui, PAN Peng, et al. Research on training mode and collaborative method of multi-cell distributed array systems[J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 58-63.

## Research on Training Mode and Collaborative Method of Multi-Cell Distributed Array Systems

ZHANG Shuai, WANG Cui, PAN Peng, YAN Junrong

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

**[Abstract]** In the multi-cell distributed array systems, the distance between users and Access Point(AP) has a significant impact on spectrum efficiency. Therefore, edge users can achieve cooperative transmission through AP in different cells to obtain high spectrum efficiency. To this end, this paper combines edge users and AP together as a virtual cluster. To address the problem of multi-user channel training mode and multiple AP cooperative precoding in Frequency Division Duplex(FDD) mode, this paper proposes a channel training method based on pilot reuse. In this method, when AP is configured with lots of access antennas, the multiple AP which serves the same user can reuse the same pilot sequence. At the same time, the corresponding precoding can be combined with AP to suppress the interference between users. Simulation results show that compared with the orthogonal training full coordination and partial coordination methods, the proposed method can save pilot resources, reduce the feedback overhead and computational complexity, and greatly improve the spectrum efficiency after weighting the training and feedback overhead.

**[Key words]** distributed array; edge user; training mode; pilot reuse; precoding; limited feedback

**DOI:**10.19678/j.issn.1000-3428.0055031

### 0 概述

智能设备的快速普及带来了越来越多的计算资源密集型任务,如高清视频播放、网络游戏等,大幅增加了现有的通信网络负载。尽管传统网络可通过多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)等传输技术来提高频谱效率,但这些技术大多存在理论

上的局限性,难以满足 5G 时代的容量与速率需求<sup>[1]</sup>。在分布式天线系统中,用户与接入节点(Access Point, AP)的距离较近,容易获得较高的频谱效率,因此该系统更适用于 5G 通信。相对于大规模 MIMO<sup>[2]</sup>,分布式阵列将基站端部署的大规模天线阵列拆解为多个子阵列,均匀放置在其覆盖的小区范围内,所拆解的每个子阵列都可以看作一个 AP,这样可以减少小区

**基金项目:**国家自然科学基金(U1709220)。

**作者简介:**张 帅(1995—),男,硕士研究生,主研方向为 MIMO 预编码技术;王 瑾,硕士研究生;潘 鹏,副教授;严军荣,讲师。

**收稿日期:**2019-05-27 **修回日期:**2019-07-20 **E-mail:**yjrcn@163.com

中的通信盲点,从而提高整个系统的服务质量和吞吐量。在一般情况下,中心处理单元(CU)会部署在小区中心位置,负责小区内多个 AP 的协作调度,而 AP 只负责一些简单的功能<sup>[3-5]</sup>,如 A/D 转换、D/A 转换和功率放大等,因此其体积较小,可以在诸如体育场等热点区域内密集部署,以便为用户提供高速率的网络服务。

在分布式天线阵列系统中,可以有多个 AP 同时为一个用户服务,从而形成一种以用户为中心的网路结构。这种结构同样适用于无小区(Cell-Free)大规模 MIMO 系统<sup>[6-8]</sup>和云无线接入网(C-RAN)<sup>[9-10]</sup>。文献[6]比较了以用户为中心的系统和传统以单基站为中心的系统的频谱效率,结果表明,以用户为中心的系統由于接入距离更近,可以获得更高的频谱效率。但是,由于 AP 数量较多,这种网络结构也存在一系列问题。例如,每个用户都可以被多个 AP 服务,在这种情况下,为获得高效可靠的信道状态信息(Channel State Information, CSI),会产生巨大的训练开销,且 AP 之间的协作增益可能会被信噪比降低所抵消<sup>[11]</sup>。此外,较多的通信节点也导致在训练阶段不可能实现全正交的导频,需要研究新的导频分配方法或训练模式。在以用户为中心的系統结构中,AP 之间的协作和系统资源的分配,相比于传统网络结构也存在很大差异。文献[5,12]研究了频分双工(Frequency Division Duplex, FDD)模式下有限反馈资源在不同 AP 间的分配问题,并提出了自适应的比特分配机制。文献[13-15]研究在以用户为中心的系统中用户对于 AP 的选择问题。文献[13]以降低计算复杂度和训练开销为目的,提出了一种导频复用的分配方法。文献[14]研究预编码矩阵的设计问题。文献[16-17]将毫米波应用于分布式阵列系统,并研究视距传输(Line-of-Sight, LOS)和非视距传输(Non-Line-of-Sight, NLOS)中天線射频链路的动态连接方式。

在多小区分布式阵列系统中,由于小区间的 AP 无法共享用户 CSI,因此小区的边缘用户会受到较强的干扰,从而降低了用户的通信质量。本文将多小区的边缘用户以及边缘 AP 组成一个虚拟簇,考虑多小区多用户分布式阵列系统边缘簇内的训练模式及多 AP 的协作预编码问题。在 FDD 模式下,AP 往往只能依靠用户端的反馈获得信道信息,假设用户端采用随机矢量量化(Random Vector Quantization, RVQ)码本,为降低训练开销,本文提出一种导频重用的训练模式,在该训练模式下,量化反馈将避免产生相位模糊问题<sup>[18]</sup>,从而节约导频资源并缩短训练时间。

## 1 系统模型

传统的蜂窝网络一般将基站放置在小区中心,而在分布式情况下,每个小区内均部署分布式阵列系统。如图 1 所示,在多小区分布式阵列系统中,每个小区内部署一个 CU 和多个 AP,AP 通过光纤等

方式与 CU 相连,多个 AP 之间通过 CU 共享用户 CSI。用户可以选择本小区内的多个 AP 协作传输或通过不同小区间的多个 AP 协作传输。在图 1 所示的蜂窝系统中,小区中心的用户受到的小区间干扰较少,信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)较高,因此,通过本小区内的 AP 可以获得较好的数据传输服务质量。而小区边缘用户受到的小区间干扰较强,且与小区内其他 AP 距离较远,因此,其适合选择小区间的 AP 进行数据协作传输。本文主要研究多小区边缘用户的数据传输问题,并将多小区的边缘扇区组成为小区边缘簇,而不考虑小区中心用户的影响。

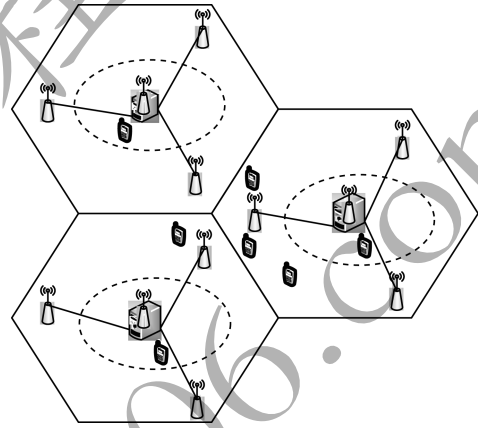


图 1 多小区分布式阵列系统示意图

如图 2 所示,本文将多小区的扇区边缘组成为多小区边缘簇,假设该簇为一个半径为  $R$  的圆形区域,在此区域的边界上均匀分布着  $M$  个 AP<sup>[19]</sup>,每个 AP 配备有  $N_t$  根发射天线,在边缘簇内,随机分布着多个小区的  $K$  个单天线用户。由于上述 AP 属于不同的小区,无法直接通过 CU 进行协作传输,因此本文在 FDD 模式下研究边缘簇内的多用户信道训练模式及多 AP 的协作传输问题。

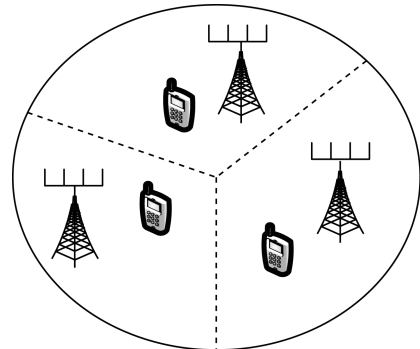


图 2 3 个小区组成的边缘簇示意图

假设簇内的每个 AP 都服务于所有的用户,则边缘簇内用户  $k$  的信道矩阵  $\mathbf{H}_k$  可以表示为:

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{g}_{k1}, \mathbf{g}_{k2}, \dots, \mathbf{g}_{km}, \dots, \mathbf{g}_{kM}] = [\sqrt{\beta_{k1}} \mathbf{h}_{k1}, \sqrt{\beta_{k2}} \mathbf{h}_{k2}, \dots, \sqrt{\beta_{km}} \mathbf{h}_{km}, \dots, \sqrt{\beta_{kM}} \mathbf{h}_{kM}] \quad (1)$$

其中,  $\beta_{km}$  表示第  $k$  个用户和第  $m$  个 AP 之间的大尺度衰落系数<sup>[5]</sup>, 且  $\beta_{km} = d_{km}^{-\alpha}$ ,  $d_{km}$  为用户  $k$  与 AP 之间的距离,  $\alpha$  为大尺度衰落因子,  $h_{km}$  表示小尺度衰落系数, 服从均值为 0、方差为  $\sigma^2$  的复高斯分布, 即  $CN(0, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$ 。

在边缘簇内, 假设所有的 AP 均为每个用户服务,  $M$  个 AP 的总发射功率为  $P$ , 均匀分配给  $K$  个用户, 则分配给每个用户的功率为  $\rho = P/K$ , 用户  $k$  的接收信号表示为:

$$y_k = \sqrt{\rho} \mathbf{H}_k \mathbf{F}_k s_k + \sqrt{\rho} \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{H}_k \mathbf{F}_i s_i + n \quad (2)$$

其中,  $s_k$  为发送数据信号,  $\mathbf{F}_k$  表示用户  $k$  的预编码矩阵,  $\mathbf{F}_k = [\mathbf{f}_{k1}^T, \mathbf{f}_{k2}^T, \dots, \mathbf{f}_{kM}^T]^T$ ,  $n$  为服从复高斯分布  $CN(0, \sigma^2)$  的白噪声矢量。用户  $k$  的 SINR 可表示为:

$$\text{SINR}_k = \frac{\rho(\mathbf{H}_k \mathbf{F}_k \mathbf{H}_k^H \mathbf{F}_k^H)}{\delta^2 \mathbf{I} + \sum_{i=1, i \neq k}^K \rho(\mathbf{H}_k \mathbf{F}_i \mathbf{H}_k^H \mathbf{F}_i^H)} \quad (3)$$

在 FDD 系统中, AP 通常只能通过用户端的反馈来获得 SCI, 而用户端的信道信息需经过下行链路的训练来获得。因此, 在每个相干间隔内存在 3 个阶段: 下行链路训练, 用户端反馈信道信息, 下行数据传输。本文主要研究小区边缘簇的下行链路训练阶段而忽略下行数据传输阶段。令  $\tau_c$  表示相干间隔, 其中, 一部分时长  $\tau_p$  用于下行链路的训练, 有  $\tau_p < \tau_c$ , 则剩余间隔  $(\tau_c - \tau_p)$  用于下行数据传输。考虑到不同训练方式的  $\tau_p$  不同, 则用户  $k$  的频谱效率为:

$$R_k = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \log(1 + \text{SINR}_k) \quad (4)$$

## 2 有限反馈与协作预编码方法

### 2.1 信道正交训练及预编码方法

在 FDD 模式下的边缘簇系统中, 信道训练方式和用户反馈的 CSI 质量对于系统性能具有很大影响。一般情况下, 在下行信道训练阶段, 簇内的  $M$  个 AP 发送各自的导频信号到  $K$  个用户, 导频信号  $\varphi_m$  是  $1 \times \tau_p$  维的序列, 且  $\|\varphi_m\|^2 = 1$ , 当  $m \neq n$  时,  $\|\varphi_m \varphi_n^H\|^2 = 0$ , 则用户  $k$  接收到的训练信号为:

$$\mathbf{Y}_{p,k} = \sqrt{\rho_p} \sum_{m=1}^M \mathbf{g}_{km}^T \varphi_m + \mathbf{n}_{p,k} \quad (5)$$

其中,  $\rho_p$  是导频序列的发送功率,  $\mathbf{n}_{p,k} \in \mathbb{C}^{N_t \times \tau_p}$  是服从复高斯分布的噪声矩阵。利用最小二乘估计可以得到:

$$\hat{\mathbf{g}}_{km} = E\{\mathbf{g}_{km} \hat{\mathbf{y}}_{p,km}^H\} (E\{\mathbf{g}_{km} \hat{\mathbf{y}}_{p,km}^H\})^{-1} \hat{\mathbf{y}}_{p,km} \quad (6)$$

其中,  $\hat{\mathbf{y}}_{p,km} = \mathbf{Y}_{p,k} \varphi_m$ 。当用户获取 CSI 后, 会利用 RVQ 码本将信道信息反馈回边缘簇内的各个 AP, 然后 AP 利用信道信息进行预编码。信道状态信息  $\mathbf{g}_{km}$  分为信道幅度信息  $\|\mathbf{g}_{km}\|$  和信道方向信息  $\tilde{\mathbf{g}}_{km}$ , 即  $\mathbf{g}_{km} = \|\mathbf{g}_{km}\| \tilde{\mathbf{g}}_{km}$ , 经量化后的信道状态信息表示为  $\hat{\mathbf{g}}_{km}$ 。此外, 信道的量化方式有联合量化和分别量化 2 种<sup>[20]</sup>。

在联合量化方式中, 对用户  $k$  的所有信道  $\mathbf{H}_k$  进行统一量化反馈, 具体如下:

$$\hat{\mathbf{H}}_k = \|\mathbf{H}_k\| \left( \arg\max_{\mathbf{C}_{ij} \in \mathbf{C}_i} |\tilde{\mathbf{H}}_k \mathbf{C}_{ij}| \right) \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{C}_i (i = 1, 2, \dots, M)$  表示 AP 端的码本,  $\mathbf{C}_{ij} (j = 1, 2, \dots, 2^B)$  表示码本中的码字,  $B$  为用户的反馈比特数。经过量化反馈用户  $k$  的信道, 有  $\hat{\mathbf{H}}_k = [\hat{\mathbf{g}}_{k1}, \hat{\mathbf{g}}_{k2}, \dots, \hat{\mathbf{g}}_{kM}]$ , 但由于  $\mathbf{g}_{km} = \sqrt{\beta_{km}} \mathbf{h}_{km}$ , 即边缘簇内不同 AP 和用户间的距离不同, 导致不同信道间的大尺度衰落系数差别很大, 这会使得不同信道不再服从完全相同的分布, 采用这种联合量化反馈的方式将大幅降低系统性能。

在分别量化方式中, 对于用户  $k$  的信道  $\mathbf{g}_{km} (m = 1, 2, \dots, M)$  有:

$$\hat{\mathbf{g}}_{km} = \|\mathbf{g}_{km}\| Q(\tilde{\mathbf{g}}_{km}) = \|\mathbf{g}_{km}\| \left( \arg\max_{\mathbf{C}_{ij} \in \mathbf{C}_i} |\tilde{\mathbf{g}}_{km} \mathbf{C}_{ij}| \right) \quad (8)$$

其中,  $Q$  表示码本量化函数。分别反馈的方式不会受大尺度衰落的差异性影响, 但基于最小弦距离的码字选择准则会产生相位模糊问题, 具体如下:

$$Q(\tilde{\mathbf{g}}_{km}) = Q(\tilde{\mathbf{g}}_{km} \cdot e^{j\theta}) \quad (9)$$

其中,  $\theta$  为量化产生的任意相位扰动。对于用户  $k$  的多个 AP 信道, 分别量化时可能会产生不同方向的相位模糊, 即当相位扰动量  $\theta > 90^\circ$  时, 会使得不同 AP 的信号相互抑制。为对此进行简单说明, 假设此时 AP 采用共轭转置预编码, 即  $\mathbf{f}_{km}^T = \hat{\mathbf{g}}_{km}^H$ , 则用户  $k$  的接收信号功率为:

$$\begin{aligned} |\mathbf{H}_k \mathbf{F}_k|^2 &= |[\mathbf{g}_{k1}, \mathbf{g}_{k2}, \dots, \mathbf{g}_{kM}] \cdot \\ &[\mathbf{f}_{k1}^T, \mathbf{f}_{k2}^T, \dots, \mathbf{f}_{kM}^T]^T|^2 = \\ &|\sum_{i=1}^M \mathbf{g}_{ki} \mathbf{f}_{ki}^T|^2 \left| \sum_{i=1}^M \|\mathbf{g}_{ki}\| \cdot \right. \\ &\left. \tilde{\mathbf{g}}_{ki} Q(\tilde{\mathbf{g}}_{ki}) |e^{j\theta_i}|^2 \right|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $\theta_i$  表示  $\tilde{\mathbf{g}}_{ki} Q(\tilde{\mathbf{g}}_{ki})$  的相位。由式(10)可见, 除量化精度  $|\tilde{\mathbf{g}}_{km} Q(\tilde{\mathbf{g}}_{km})|$  外, 相位扰动  $\theta_i (i = 1, 2, \dots, M)$  的大小同样对最终的用户接收信号功率以及总的系统性能有较大影响。为提高系统的量化性能, 一般会增加额外的比特将相位扰动  $\theta_i$  反馈回 AP, AP 根据相位扰动来调整预编码, 从而降低信号间的相互抑制, 但这样会增加反馈的比特数和计算复杂度。

在只考虑各小区内部的 AP 时, 各个 AP 可以获得用户端反馈的信道信息, 然后小区内部的 CU 调度各 AP 来协作抑制用户间的干扰, 从而为用户提供更好的服务。但在边缘簇内, 由于多个 AP 处于不同的小区, 无法通过 CU 进行直接协作, AP 间不能直接共享信道信息, 因此需要考虑边缘簇内 AP 的协作问题。传统的 AP 间协作预编码方法有完全协作预编码、部分协作预编码等。基于信噪比最大化的预

编码方法求解复杂度较高,为解决该问题,本文模型采用基于信噪漏比(Signal to Leakage and Noise Ratio, SLNR)最大化的预编码方法<sup>[21]</sup>。用户  $k$  的 SLNR 表示为:

$$SLNR_k = \frac{\mathbf{F}_k^H \mathbf{H}_k^H \mathbf{H}_k \mathbf{F}_k}{K\delta^2 \mathbf{I} + \sum_{i=1, i \neq k}^K \mathbf{F}_i^H \mathbf{H}_i^H \mathbf{H}_i \mathbf{F}_i} \quad (11)$$

根据文献[21]有:

$$\mathbf{F}_k^{\text{opt}} \propto \max \text{eigenvector}((K\delta^2 \mathbf{I} + \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^H \mathbf{H}_k) \quad (12)$$

其中, **eigenvector** 表示矩阵的特征向量,即最优预编码矩阵  $\mathbf{F}_k^{\text{opt}}$  与矩阵  $(K\delta^2 \mathbf{I} + \bar{\mathbf{H}}_k^H \bar{\mathbf{H}}_k)^{-1} \mathbf{H}_k^H \mathbf{H}_k$  最大特征值对应的特征向量成比例。对于所有 AP 完全协作(即簇内的各个 AP 完全共享信道信息)的情况,整个系统的信道矩阵为:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1^T, \mathbf{H}_2^T, \dots, \mathbf{H}_K^T]^T = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{11} & \mathbf{g}_{12} & \dots & \mathbf{g}_{1M} \\ \mathbf{g}_{21} & \mathbf{g}_{22} & \dots & \mathbf{g}_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{g}_{K1} & \mathbf{g}_{K2} & \dots & \mathbf{g}_{KM} \end{bmatrix} \quad (13)$$

利用式(12),可得整个系统的联合预编码矩阵  $\mathbf{F}$  为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_{11} & \mathbf{f}_{12} & \dots & \mathbf{f}_{1K} \\ \mathbf{f}_{21} & \mathbf{f}_{22} & \dots & \mathbf{f}_{2K} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{f}_{M1} & \mathbf{f}_{M2} & \dots & \mathbf{f}_{MK} \end{bmatrix} \quad (14)$$

在 AP 完全协作模式下,SLNR 预编码可以使得每个用户的 SLNR 最大,即目标用户对其他用户造成的干扰最小,但完全协作需要边缘簇内各个 AP 共享信道信息,这会产生巨大的交互开销。不同于完全协作,在部分协作方式中,每个接入节点在自己内部独立地进行预编码处理,此时假设接入节点  $AP_R$  获得了所有用户的信道信息,即  $\mathbf{H}_R = [\mathbf{g}_{1R}, \mathbf{g}_{2R}, \dots, \mathbf{g}_{KR}]$ ,此时每个用户信道都需要独立地进行最优预编码选取,则对应于  $AP_R$  的预编码矩阵为:

$$\mathbf{F}_R = [\mathbf{f}_{1R}^T, \mathbf{f}_{2R}^T, \dots, \mathbf{f}_{KR}^T] \quad (15)$$

在部分协作方式中,虽然避免了多个 AP 间的信道信息交互开销,但由于在每个 AP 内部单独进行预编码处理,因此其抑制信号干扰的能力也弱于完全协作方式。

## 2.2 基于导频重用的信道训练方法

当分布式阵列系统中的多个 AP 服务于同一个用户时,在传统信道训练方法中,每个 AP 和每个用户之间的 CSI 都需要通过正交的导频序列训练而获得,当 AP 数量较大时,就需要更多的导频资源,这样会压缩每个相干间隔  $\tau_c$  中用于下行数据传输的时长,导致系统总容量降低。因此,传统的信道训练方法和分别反馈的机制会产生需要更多导频资源、压缩数据传输时长和相位模糊的问题,这些问题在小

区边缘簇内同样存在。为此,本文提出一种基于导频重用的训练反馈方法,当 AP 端配置的天线数较多时,边缘簇内服务于同一个用户的不同 AP 可以采用完全相同的训练序列来达到较好的性能。在下行链路训练阶段,所有的 AP 对用户  $k$  发送同一导频信号  $\varphi$ ,则用户  $k$  接收的导频数据为:

$$\mathbf{Y}_{p,k} = \sqrt{\rho_p} \sum_{m=1}^M \mathbf{g}_{km}^T \varphi + \mathbf{n}_{p,k} \quad (16)$$

利用式(2)可得用户  $k$  的融合信道矩阵为:

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{g}_{k1} + \mathbf{g}_{k2} + \dots + \mathbf{g}_{kM} \quad (17)$$

在量化反馈阶段,用户  $k$  将得到的融合信道反馈回各个 AP,此时由于用户  $k$  只获得了融合信道  $\mathbf{g}_k$ ,因此不存在相位模糊问题,则 AP 端的信道矩阵为:

$$\mathbf{H}_k = [\mathbf{g}_1^T, \mathbf{g}_2^T, \dots, \mathbf{g}_K^T]^T \quad (18)$$

此时所有 AP 都得到了用户的融合信道,经 SLNR 预编码得到融合预编码矩阵为:

$$\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1^T, \mathbf{f}_2^T, \dots, \mathbf{f}_K^T] \quad (19)$$

式(19)相当于所有 AP 对于用户  $k$  的预编码都相同,均为  $\mathbf{f}_k$ ,则此时用户的接收信号为:

$$\mathbf{y}_k = \sqrt{\rho} \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_{ki} \mathbf{f}_k s_k + \sqrt{\rho} \sum_{t=1, t \neq k}^K \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_{ki} \mathbf{f}_i s_t + \mathbf{n}_k \quad (20)$$

采用上述基于导频重用的信道训练方式,在下行信道训练阶段无需用户端分别估计各个 AP 的信道信息,且每个用户需要的导频数目仅为 1,整个小区边缘簇内需要正交导频的数目为  $K$ ,从而大幅节约了导频资源。在每个相干间隔内,用于训练的时长  $\tau_p$  也缩短为分别训练方式下时长的  $1/M$ ,则此时用户  $k$  的频谱效率为:

$$\mathbf{R}_k = \frac{\tau_c - \frac{1}{M} \tau_p}{\tau_c} \log \left( 1 + \frac{\rho \left| \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_{ki} \mathbf{f}_k \right|^2}{\sigma^2 + \rho \sum_{t=1, t \neq k}^K \left| \sum_{i=1}^M \mathbf{g}_{ki} \mathbf{f}_t \right|^2} \right) \quad (21)$$

## 2.3 计算复杂度与反馈开销分析

本节主要分析各反馈预编码方式的反馈开销与运算复杂度。为便于对比,假设边缘簇内每次进行反馈所需的比特数都为  $B$ 。用整个簇内所需的总反馈比特数表征反馈开销,用码本中搜索码字所需的计算次数表征码本的搜索复杂度。对于正交训练完全协作预编码与正交训练部分协作预编码 2 种方法,都需要从总反馈比特中利用 1 个比特来克服相位模糊,则两者所需的反馈开销均为  $KMB$  bit,因此,码字搜索的复杂度为  $KM \times 2^B$ 。对于本文基于导频重用的训练方法,由式(16)可以看出,该方法所需的反馈比特数为  $KB$ ,在反馈比特数降低的同时,其码字搜索复杂度也降低为  $K \times 2^B$ 。

针对 SLNR 预编码的复杂度,如式(12)所示,在完全协作预编码时每个用户需要进行  $K$  次矩阵乘操作,以及一次矩阵分解求取最大特征值操作,因此,其预编码的计算复杂度为  $O((MN_t)^3 + K)$ 。在部分

协作预编码时每个用户的  $M$  个信道分别进行 SLNR 预编码, 因此, 其计算复杂度为  $O((N_t)^3 + MK)$ 。对于本文所提出的导频重用方式, 各个 AP 得到相同的信道信息之后进行预编码计算, 其复杂度为  $O((N_t)^3 + K)$ 。上述 3 种方案的反馈开销及计算复杂度对比如表 1 所示, 可以看出, 本文方案可以大幅降低反馈开销, 且与完全协作预编码方案相比, 其计算复杂度较低。

表 1 3 种预编码方案的反馈开销与计算复杂度对比

预编码方案	反馈开销/bit	码字搜索复杂度	SLNR 预编码复杂度
分别反馈完全协作预编码	$KMB$	$KM \times 2^B$	$O((MN_t)^3 + K)$
分别反馈部分协作预编码	$KMB$	$KM \times 2^B$	$O((N_t)^3 + MK)$
本文导频重用方法	$KB$	$K \times 2^B$	$O((N_t)^3 + K)$

### 3 仿真结果与分析

本节将通过仿真来验证基于导频重用的信道训练方法在降低计算复杂度的同时依然具有良好的性能。仿真参数设置如下: 小区边缘簇的半径  $R = 10$  m, 在边缘簇内随机均匀分布 3 个用户, 即  $K = 3$ , 在小区边界上均匀固定 3 个 AP, 坐标分别为  $(0 \text{ m}, 10 \text{ m})$ 、 $(5\sqrt{2} \text{ m}, -5\sqrt{2} \text{ m})$  及  $(-5\sqrt{2} \text{ m}, -5\sqrt{2} \text{ m})$ , 每个 AP 配备有 16 根天线 ( $N_t = 16$ ), 用户皆为单天线。每次量化反馈的比特数为 5, 信道的相干间隔  $\tau_c = 200$ , 噪声方差  $\sigma^2 = 1$ 。

本文主要考虑 3 种边缘簇内的 AP 协作方式: 正交训练完全协作, 正交训练部分协作, 导频重用。正交训练完全协作即每个用户的  $M$  个信道皆采用正交导频进行训练, 且边缘簇内的各个 AP 之间通过交互来完全共享 CSI 以进行协作。正交训练部分协作即信道依然采用正交的导频进行训练, 但边缘簇内的 AP 间不共享 CSI。导频重用即为本文所提出的协作方式。

在 AP 端获得完全 CSI 的情况下, 3 种协作方式的频谱效率对比如图 3 所示, 其中, 采用式 (4) 所示的用户频谱效率作为性能衡量指标。在仿真过程中, 除对 3 种训练方式应用 SLNR 预编码外, 还增加了应用 MRC 预编码的性能曲线。从图 3 可以看出, 完全协作预编码优于部分协作预编码, 原因是完全协作情况下的联合预编码可以抵消几乎全部用户间的干扰, 但同时也会提高计算复杂度。在完全 CSI 情况下, 本文导频重用训练方式的性能最差, 这是因为在不考虑信道训练阶段和有限反馈阶段时, 频谱效率不受训练时长和相位模糊的影响, 导频重用的方式没有优势。但是, 与 MRC 预编码的频谱效率相比, 导频重用方法由于采用 SLNR 预编码, 可以抵消部分用户间的干扰, 在高信噪比时其性能优于部分协作 MRC 预编码方式。

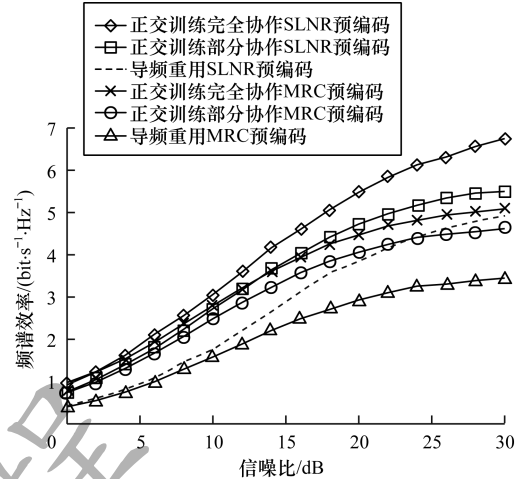


图 3 完全 CSI 情况下各方案的频谱效率对比

如图 4 所示, 总反馈比特数不变, 考虑 AP 端获得部分 CSI 的情况, 此时训练方式和反馈方式都会产生系统开销, 且无论是完全协作还是部分协作, 都会受到量化反馈所带来的相位模糊影响, 从而导致频谱效率的降低。从图 4 可以看出, 本文导频重用的信道训练方法不受相位模糊的影响, 其性能处于正交训练完全协作预编码与正交训练部分协作预编码之间, 且非常接近完全协作预编码, 但是与完全协作预编码相比, 本文方法所需的正交导频序列数量大幅减少, 其能够节省训练时间, 降低计算复杂度。

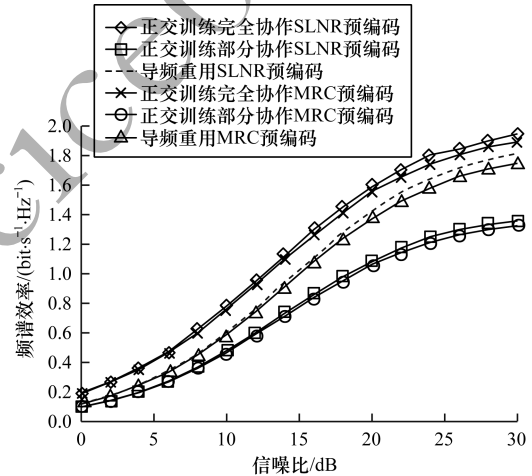


图 4 部分 CSI 情况下各方案的频谱效率对比

为克服量化反馈时所产生的相位模糊问题, 本文利用 1 个比特将相位扰动量  $\theta_i$  反馈回 AP 端, AP 利用反馈回的相位扰动信息调整预编码, 从而避免信号之间的相互抑制。由于每个用户的总反馈比特数不变, 因此正交训练完全协作预编码和正交训练部分协作预编码用于信道量化反馈的比特数减少 1, 而本文方法的反馈比特数不变。如图 5 所示, 在不考虑相位模糊的情况下, 本文方法由于信道量化比特数的优势以及较少的信道训练时间, 使得其性能优于传统的分别训练与分别反馈方法, 且大幅降低了计算复杂度和训练开销。

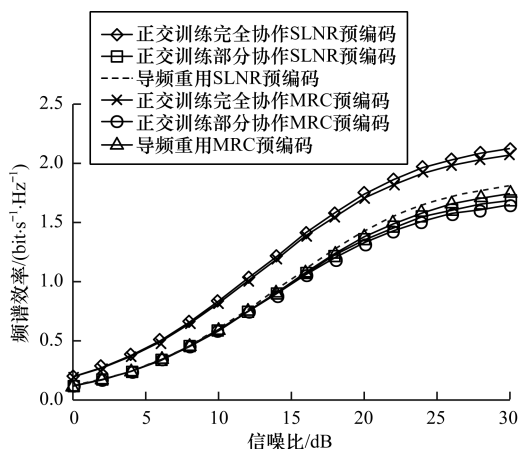


图5 反馈相位扰动情况下各方案的频谱效率对比

#### 4 结束语

本文将多小区边缘用户以及接入节点组成为一个虚拟簇,提出一种基于导频重用的信道训练方法,并结合 SLNR 预编码来有效抑制用户间的干扰。仿真结果表明,该方法能够避免相位模糊现象发生,降低训练开销与计算复杂度,提高系统频谱效率。下一步将扩大该方法的应用范围,并结合多接入节点选择机制进行优化研究。

#### 参考文献

- [1] CHIH L, ROWELL C, HAN Shuangfeng, et al. Toward green and soft: a 5G perspective [J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(2): 66-73.
- [2] ZHANG Yongtang. A low precision quantitative detection algorithm for large-scale MIMO [J]. Journal of Sichuan University of Science and Engineering (Natural Science Edition), 2019, 32(4): 7-12. (in Chinese)  
张永棠. 一种大规模 MIMO 低精量化检测算法[J]. 四川理工学院学报(自然科学版), 2019, 32(4): 7-12.
- [3] ANDREWS J G, BUZZI S, WAN C, et al. What will 5G be? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [4] WANG Junyuan, DAI Lin. Downlink rate analysis for virtual-cell based large-scale distributed antenna systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(3): 1998-2011.
- [5] WANG Tao, ZHOU Zhigang, LI Mao. User-centric adaptive base station and beam selection algorithm [J]. Computer Engineering, 2019, 45(1): 50-54. (in Chinese)  
王涛, 周志刚, 李茂. 以用户为中心的基站与波束自适应选择算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(1): 50-54.
- [6] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG Hong, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1834-1850.
- [7] NAYEBI E, ASHIKHMIN A, MARZETTA T L, et al. Precoding and power optimization in cell-free massive MIMO systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(7): 4445-4459.
- [8] NGO H Q, TRAN L N, DUONG T Q, et al. On the total energy efficiency of cell-free massive MIMO [EB/OL]. [2019-04-28]. <http://export.arxiv.org/abs/1702.07601>.
- [9] PAN Cunhua, MAGED E, WANG Jiangzhou, et al. User-centric C-RAN architecture for ultra-dense 5G networks: challenges and methodologies [J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(6): 14-20.
- [10] WU Jun, ZHANG Zhifeng, HONG Yu, et al. Cloud Radio Access Network (C-RAN): a primer [J]. IEEE Network, 2015, 29(1): 35-41.
- [11] CAIRE G, RAMPRASHAD S A, PAPADOPOULOS H C. Rethinking network MIMO: cost of CSIT, performance analysis, and architecture comparisons [C]//Proceedings of Information Theory and Applications Workshop (ITA). Washington D. C., USA: IEEE Press, 2010: 56-70.
- [12] GUI Xin, KANG Guixia, ZHANG Ping. Adaptive bit partition algorithm in cooperative distributed antenna systems [J]. Journal of Xidian University, 2013, 40(4): 149-154. (in Chinese)  
桂鑫, 康桂霞, 张平. 协同分布式天线系统中的自适应比特分配算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 40(4): 149-154.
- [13] PAN Cunhua, MEHRPOUYAN H, LIU Yuanwei, et al. Joint pilot allocation and robust transmission design for ultra-dense user-centric TDD C-RAN with imperfect CSI [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(3): 2038-2053.
- [14] PAN Cunhua, ZHU Huiling, GOMES N, et al. Joint precoding and RRH selection for user-centric green MIMO C-RAN [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(5): 2891-2906.
- [15] WANG Ying, TAN Wenting, WU Binbin, et al. Capacity analysis based on antenna selection in distributed antenna system [J]. Computer Engineering, 2015, 41(3): 283-286. (in Chinese)  
王莹, 谭文婷, 吴彬彬, 等. 分布式天线系统中基于天线选择的容量分析[J]. 计算机工程, 2015, 41(3): 283-286.
- [16] HOU Qi, HE Shiwen, HUANG Yongming, et al. Joint user scheduling and hybrid precoding design for MIMO C-RAN [EB/OL]. [2019-04-28]. [https://www.researchgate.net/publication/321734103\\_Joint\\_user\\_scheduling\\_and\\_hybrid\\_precoding\\_design\\_for\\_MIMO\\_C-RAN](https://www.researchgate.net/publication/321734103_Joint_user_scheduling_and_hybrid_precoding_design_for_MIMO_C-RAN).
- [17] SATYANARAYANA K, EL-HAJJAR M, KUO Pingheng, et al. Adaptive transceiver design for C-RAN in mmWave communications [J]. IEEE Access, 2017(6): 16770-16782.
- [18] ZENG Erlin, ZHU Shihua, XU Ming. Impact of limited feedback on multiple relay zero-forcing precoding systems [C]//Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Communications. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1-13.
- [19] HAN Yonggue, LEE J, SIM D, et al. Asymptotic analysis of sum rate of CL-DAS based on expected large scale fading [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(1): 121-124.
- [20] HU Zhirui. Research on the joint processing technology of pre coding and receiving and sending in multi cell cooperative system [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2015. (in Chinese)  
胡志蕊. 多小区协作系统下预编码及收发联合处理技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
- [21] SADEK M, TARIGHAT A, SAYED A. A leakage-based precoding scheme for downlink multi-user MIMO channels [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(5): 1711-1721.