

文章编号:1007-5321(2023)03-0007-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2022-118

智能反射面辅助 MIMO 系统混合波束赋形算法

孙艳华, 乔 兰, 王朱伟, 李 萌, 司鹏搏

(北京工业大学 信息学部, 北京 100124)

摘要: 针对毫米波大规模多输入多输出系统中智能反射面通信的混合波束赋形问题,提出了一种基于联邦学习的卷积神经网络训练方法。在多用户通信系统中,设计模拟波束赋形矩阵和智能反射矩阵码本,并运用穷举搜索算法搜索和速率最大的模拟波束赋形矩阵和智能反射矩阵作为训练数据标签;然后基于联邦学习采用卷积神经网络进行本地训练,找到信道矩阵到波束赋形和智能反射矩阵的映射关系。实验结果证明了所提方法的可行性,通过对比有无和随机智能反射面的通信场景,验证了所提方法能构建智能的可编程无线环境,从而更好地利用无线信道,以获得更高的频谱效率。

关 键 词: 联邦学习; 混合波束赋形; 智能反射面

中图分类号: TN919.72

文献标志码: A

Hybrid Beamforming for Intelligent Reflecting Surface Assisted MIMO System

SUN Yanhua, QIAO Lan, WANG Zhuwei, LI Meng, SI Pengbo

(Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: A convolutional neural network training algorithm based on federated learning is proposed for the hybrid beamforming for intelligent reflecting surface assisted communication in millimeter wave massive multiple input multiple output system. In multi-user communication system, the analog beamforming matrix and intelligent reflection matrix with the maximum sum rate are researched by exhaustive search algorithm, which is set codebooks are designed, and the exhaustive search algorithm is used to search the analog beamforming matrix and intelligent reflection matrix with the maximum sum rate are researched by exhaustive search algorithm, which is set as the training data label. Then, based on the federated learning framework, the convolutional neural network is used for local training to map channel matrix to analog beamforming and intelligent reflection matrixes. The simulation results verify the feasibility of convolutional neural network training based on federated learning. Meanwhile, by comparing the communication scene with or without or randomly intelligent reflection matrix, the proposed algorithm is verified to be able to build an intelligent programmable wireless environment, which can better utilize wireless channel, and improve spectral efficiency.

Key words: federated learning; hybrid beamforming; intelligent reflecting surface

智能反射面 (IRS, intelligent reflecting surface) 被认为是与大规模多输入多输出 (MIMO, multiple

收稿日期: 2022-06-01

基金项目: 北京市教委科技计划项目 (JC042001202001)

作者简介: 孙艳华 (1978—), 女, 副教授, 邮箱: sunashelly@163.com。

input multiple output) 相关的技术,其利用大规模天线阵列以提高频谱和能量效率,特别是,通过大量低成本的低成本无源反射元件智能控制信号反射,能够动态调控无线电的传播环境,实现信号增强和干扰抑制。与传统的有源继电器相比,IRS 的无源反射大大降低了硬件成本和能耗^[1],使 IRS 像大规模 MIMO 在第 5 代移动通信系统中的应用一样,被认为是第 6 代移动通信系统中的关键技术^[2]。

IRS 与大规模 MIMO 的区别在于 IRS 突破了传统无线信道的不可控性,构建了智能的可编程无线环境。目前,IRS 反射系数和混合波束赋形矩阵的设计得到了广泛的研究。在 IRS 辅助的多用户通信场景中,出现了非凸性块坐标下降^[3]和交替优化^[4]等方法来解决多输入单输出系统下行链路的和速率最大化问题。基于拉格朗日乘子^[5]和流形优化^[6]的方法可应用于 IRS 反射系数和混合波束赋形矩阵的联合优化中;但是这些传统的方法对于信道数据的依赖性较大,优化过程需要获得准确的信道数据,且易受到不完美信道的影响,鲁棒性较差。

在大数据智能时代,联邦学习 (FL, federated learning)^[7]作为分布式机器学习中的典范,可应用于各行各业的数据处理。与传统的中心式机器学习 (CML, centralized machine learning) 不同的是,在机器学习框架下边缘用户不再将原始数据发送到基站,而是使用本地数据进行局部模型训练;然后将训练模型的权值或参数发送至基站。虽然边缘用户在此过程中进行了复杂的计算,但是仅发送权重或参数信息,不仅大大降低了通信开销,而且保护了数据的隐私,达到了事半功倍的效果。基于 FL 的波束赋形方法,旨在找到信道数据和波束赋形矩阵的逻辑映射关系,并不要求信道矩阵^[8]精确。针对毫米波大规模 MIMO 中 IRS 辅助通信的混合波束赋形问题,提出了一种基于 FL 的卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 训练方法。首先,在多用户通信系统中,设计模拟波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵码本;然后运用穷举搜索算法搜索出使和速率最大的模拟波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵作为训练数据标签;最后,在 FL 的框架之下,每个用户对信道状态信息、模拟波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵进行 CNN 训练。

1 系统模型

图 1 所示为多用户具有 IRS 辅助通信的毫米波

大规模 MIMO 系统,其中包含一个配置 N_t 根发送天线和 N_t^{RF} 根射频 (RF, radio frequency) 链的基站,基站通信范围内有 K 个单天线用户, $N_t^{\text{RF}} \geq K$, 即基站同时通信的用户数量不超过 RF 链的数量;在基站和用户之间部署一个 IRS,由 M 个无源反射单元组成,以辅助基站与用户端之间的通信。在 3 条信道通路中, $\mathbf{h}_{\text{TR}} \in \mathbf{C}^{1 \times N_t}$ 为基站与用户之间的直接通信信道 $\mathbf{h}_{\text{TI}} \in \mathbf{C}^{M \times N_t}$ 和 $\mathbf{h}_{\text{IR}} \in \mathbf{C}^{1 \times M}$ 分别为基站与 IRS 和 IRS 与用户之间的信道。IRS 的每个反射单元作为一个独立源,对接收到的信号进行可控相移后,将其反射。IRS 反射对角矩阵 $\Phi = \text{diag}([e^{j\theta_1}, e^{j\theta_2}, \dots, e^{j\theta_M}]) \in \mathbf{C}^{M \times M}$, IRS 中每个单元的相移 $\beta_m \in [0, 2\pi)$, $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ ^[8-9], 则基站与用户 k 之间的总信道 $\mathbf{h}_{\text{tot},k} = \mathbf{h}_{\text{TR},k} + \mathbf{h}_{\text{IR}} \Phi \mathbf{h}_{\text{TI},k}$ 。

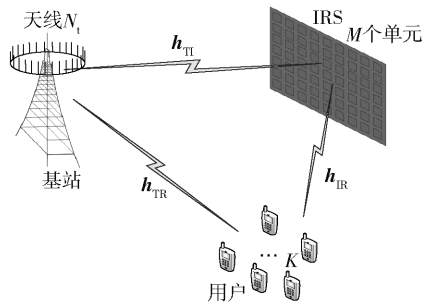


图 1 IRS 辅助通信的多用户毫米波大规模 MIMO 系统

在基站到用户的下行链路中,基站使用基带预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{BB}} = [\mathbf{f}_{\text{BB},1}, \mathbf{f}_{\text{BB},2}, \dots, \mathbf{f}_{\text{BB},K}] \in \mathbf{C}^{N_t^{\text{RF}} \times K}$ 对发送信号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]^T \in \mathbf{C}^K$ 进行预编码,且对用户之间的能量 P 进行平均分配, $E\{\mathbf{s}\mathbf{s}^H\} = P\mathbf{I}_K/K$ 。假设 \mathbf{F}_{RF} 由模拟移相器组成,且具有恒定的单位模元素,即 $|\mathbf{F}_{\text{RF}}|_{i,j}|^2 = 1$, i 和 j 分别为行和列;设 \mathbf{F}_{BB} 归一化的能量约束为 $\|\mathbf{F}_{\text{RF}}\mathbf{F}_{\text{BB}}\|_F^2 = K$ 。基站发送的信号可以表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{F}_{\text{RF}}\mathbf{F}_{\text{BB}}\mathbf{s}$ 。在窄带衰落信道中,第 k 个用户端接收到的信号为

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_{\text{tot},k} \sum_{n=1}^K \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},n} s_n + \mathbf{n}_k \quad (1)$$

其中: \mathbf{n}_k 为加性高斯白噪声,服从分布 $\text{CN}(0, \sigma^2)$, σ^2 代表高斯白噪声方差。利用 Saleh-Valenzuela 模型^[10]对毫米波信道进行建模,每个信道模型含有 L 个视线路径,设基站部署的天线阵列为线阵,则基站与用户间的直射信道可表示为

$$\mathbf{h}_{\text{TR}} = \gamma_1 \sum_{l=1}^L \alpha_{\text{TR},l} \mathbf{a}_l^T(\varphi_{\text{TR},l}^T) \quad (2)$$

基站端与 IRS 反射单元之间的信道可以表示为

$$\mathbf{h}_{\text{TI}} = \gamma_2 \sum_{l=1}^L \alpha_{\text{TI},l} \mathbf{a}_r(\varphi_{\text{TI},l}^r, \theta_{\text{TI},l}^r) \mathbf{a}_t^T(\varphi_{\text{TI},l}^t) \quad (3)$$

IRS 与用户端的反射信道可以表示为

$$\mathbf{h}_{\text{IR}} = \gamma_3 \sum_{l=1}^L \alpha_{\text{IR},l} \mathbf{a}_t^T(\varphi_{\text{IR},l}^t, \theta_{\text{IR},l}^t) \quad (4)$$

其中: φ 和 θ 分别为方位角和俯仰角, $\varphi, \theta \in [0, 2\pi)$; $\{\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3\} = \left\{ \sqrt{\frac{N_t}{L}}, \sqrt{\frac{N_t M}{L}}, \sqrt{\frac{M}{L}} \right\}$, 为归一化系数; α 为复信道增益; $\mathbf{a}_t \in \mathbf{C}^{\text{col}(\mathbf{h}_{\text{TI}, \text{IR}}) \times 1}$ 和 $\mathbf{a}_r \in \mathbf{C}^{\text{row}(\mathbf{h}_{\text{TI}}) \times 1}$ 分别为发送和接收阵列响应矢量, col 和 row 分别为相应矩阵的列和行的维度。 \mathbf{a}_t 和 \mathbf{a}_r 可分别表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l}^t) = & \frac{1}{\sqrt{N_t}} \left[1, \exp\left(-\frac{2\pi d}{\lambda}(N_t - 1) \sin \varphi_{\text{TR/TI},l}^t\right), \dots, \right. \\ & \left. \exp\left(-\frac{2\pi d}{\lambda}(N_t - 1) \sin \varphi_{\text{TR/TI},l}^t\right) \right]^T \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_t(\varphi_{\text{IR},l}^t, \theta_{\text{IR},l}^t) = & \frac{1}{\sqrt{M}} \left[1, \exp\left(-\frac{2\pi d}{\lambda}((M_h - 1) \sin \varphi_{\text{IR},l}^t \sin \theta_{\text{IR},l}^t + \right. \right. \\ & \left. \left. (M_v - 1) \cos \theta_{\text{IR},l}^t) \right), \dots, \exp\left(-j \frac{2\pi d}{\lambda}((M_h - \right. \right. \\ & \left. \left. 1) \sin \varphi_{\text{IR},l}^t \sin \theta_{\text{IR},l}^t + (M_v - 1) \cos \theta_{\text{IR},l}^t) \right) \right]^T \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_r(\varphi_{\text{TI},l}^r, \theta_{\text{TI},l}^r) = & \frac{1}{\sqrt{M}} \left[1, \exp\left(-\frac{2\pi d}{\lambda}((M_h - 1) \sin \varphi_{\text{TI},l}^r \sin \theta_{\text{TI},l}^r + \right. \right. \\ & \left. \left. (M_v - 1) \cos \theta_{\text{TI},l}^r) \right), \dots, \exp\left(-j \frac{2\pi d}{\lambda}((M_h - \right. \right. \\ & \left. \left. 1) \sin \varphi_{\text{TI},l}^r \sin \theta_{\text{TI},l}^r + (M_v - 1) \cos \theta_{\text{TI},l}^r) \right) \right]^T \quad (7) \end{aligned}$$

其中: λ 为信号波长; d 为天线与 IRS 的间距, 通常设置为 $d = \lambda/2$; $M = M_h M_v$, M_h 和 M_v 分别为 IRS 的水平和垂直单元数量。

假设高斯信号在毫米波信道中传输, 则用户 k 的可获得速率为

$$R_k = \text{lb} \left| 1 + \frac{\frac{P}{K} |\mathbf{h}_{\text{tot},k} \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},k}|^2}{\frac{P}{K} \sum_{n \neq k} |\mathbf{h}_{\text{tot},k} \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{f}_{\text{BB},n}|^2 + \sigma^2} \right| \quad (8)$$

整个多用户 MIMO 系统可获得和速率为 $R =$

$$\sum_{k=1}^K R_k$$

2 和速率最大化问题

由于本地训练采用监督式机器学习, 将信道数

据与混合波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵进行非线性映射, 所以为了设计网络和训练数据, 首先需要解决混合波束赋形和 IRS 问题, 从而获得 ML 中训练数据样本的标签。基于此, 设计了一种基于穷举搜索的算法。首先, 设计波束赋形矩阵与 IRS 反射矩阵, 在一定范围内列举出所有可能的取值, 组成波束赋形矩阵码本集合 Q 和 IRS 反射矩阵码本集合 I 。基于穷举搜索的算法遍历可取集合 Q 和 I 中的所有波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵组合, 使式(8)中的和速率最大化, 将取得相应的波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵作为训练数据样本的标签, 而相应的信道数据作为训练数据样本的特征输入。在机器学习框架中采用了 CNN, 减少了混合波束赋形和 IRS 设计的计算时间, 通过穷举搜索可以获得最优和速率性能。在多用户场景中混合波束赋形与 IRS 的优化问题表示为

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{F}}_{\text{BB}}, \hat{\mathbf{F}}_{\text{RF}}, \hat{\Phi}\} = & \arg \max_{\mathbf{F}_{\text{BB}}, \mathbf{F}_{\text{RF}}, \Phi} R \quad (9) \\ \text{s. t. } & \mathbf{F}_{\text{RF}} \in Q, \Phi \in I \\ & \|\mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}\|_F^2 = K \end{aligned}$$

在穷举搜索算法中, 需要遍历集合 Q 和 I 中的所有元素以接近最优性能。在执行穷举算法前, 设计了新的可行集 Q_{new} 和 I_{new} , 其中包含了所有的波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵。假设基站 RF 链的数量 $N_t^{\text{RF}} = K$, Q 由响应矢量 $\mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l}^t)$ 组成, 穷举搜索算法的搜索方向为

$$D_1 = \left[0, \frac{2\pi}{L}, \frac{4\pi}{L}, \dots, \frac{(\bar{L}-1)2\pi}{L} \right] \quad (10)$$

其中 $\bar{L} = \lfloor D_1 \rfloor$ 。假设用户接收信号 \bar{L} 径, 则基站到用户有 \bar{L} 个信号离开角, \mathbf{F}_{RF} 的第 k 列有 \bar{L} 个不同值, 即 $\{\mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l}^t)\}_{l=1}^{\bar{L}}$ 。所以 \mathbf{F}_{RF} 有 $U = \bar{L}^K$ 个可取值, 新的可行集为

$$Q_{\text{new}} = \{\mathbf{Q}_1, \mathbf{Q}_2, \dots, \mathbf{Q}_f, \dots, \mathbf{Q}_U\} \quad (11)$$

其中: $\mathbf{Q}_f = [\mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l_1}^t), \mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l_2}^t), \dots, \mathbf{a}_t(\varphi_{\text{TR/TI},l_K}^t)]$, $\mathbf{Q}_f \in \mathbf{C}^{N_t \times K}$, 索引坐标值 $l_1, l_2, \dots, l_K \in \{1, 2, \dots, \bar{L}\}$, $f \in \{1, 2, \dots, \bar{L}^K\}$ 为 K 个用户所有波束赋形矩阵的下标^[11]。

在 IRS 反射矩阵码本设计中, 集合 I 由 IRS 反射对角矩阵 $\Phi = \text{diag}(\mathbf{v})$ 组成, $\mathbf{v} = M \text{diag}(\mathbf{a}_r(\varphi_{\text{TI},l}^r, \theta_{\text{TI},l}^r)^H) \mathbf{a}_t(\varphi_{\text{IR},0}^t, \theta_{\text{IR},0}^t)$, $\mathbf{v} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ ^[12], 假设 IRS 每个单元到达信号的方位角 $\varphi_{\text{TI},l}^r$ 有 \bar{L}_1 个信号到达角, 即 $\bar{L}_1 = \lfloor D_2 \rfloor$, 则搜索空间为

$$D_2 = \left[0, \frac{\varphi_{\text{TI},l}^r}{L_1}, \frac{2\varphi_{\text{TI},l}^r}{L_1}, \dots, \frac{(\bar{L}_1 - 1)\varphi_{\text{TI},l}^r}{L_1} \right] \quad (12)$$

其中俯仰角 $\theta_{\text{TI},l}^r$ 有 \bar{L}_2 个信号到达角, 即 $\bar{L}_2 = |D_3|$, 则其搜索空间为

$$D_3 = \left[0, \frac{\theta_{\text{TI},l}^r}{\bar{L}_2}, \frac{2\theta_{\text{TI},l}^r}{\bar{L}_2}, \dots, \frac{(\bar{L}_2 - 1)\theta_{\text{TI},l}^r}{\bar{L}_2} \right] \quad (13)$$

则 Φ 有 $V = \bar{L}_1 \bar{L}_2 L$ 个可取值, 新的可行集为

$$I_{\text{new}} = \{I_1, I_2, \dots, I_x, \dots, I_V\} \quad (14)$$

其中反射矩阵候选 $I_x \in \mathbf{C}^{M \times M}$, $x \in \{1, 2, \dots, \bar{L}_1 \bar{L}_2 L\}$ 。

穷举搜索的算法遍历了 IRS 反射矩阵可行集 I_{new} , 当确定 IRS 反射矩阵后, 基站与用户之间的总信道为

$$\mathbf{h}_x^{\text{tot}} = \mathbf{h}_{\text{TR}} + \mathbf{h}_{\text{IR}} \Phi_x \mathbf{h}_{\text{TI}} \quad (15)$$

其中 $\mathbf{h}_x^{\text{tot}} \in \mathbf{C}^{1 \times N_t}$, 在确定 $\mathbf{h}_x^{\text{tot}}$ 后, 搜索器依次遍历波束赋形矩阵可行集 Q_{new} , 从中确定波束赋形矩阵 Q_f , 每个用户的有效信道为

$$\mathbf{h}_{x,f}^{\text{eff}} = \mathbf{h}_x^{\text{tot}} Q_f \quad (16)$$

K 个用户的有效信道构成的总和信道矩阵 $\mathbf{H}_{x,f}^{\text{eff}} \in \mathbf{C}^{K \times K}$ ($K = N_t^{\text{RF}}$) 可表示为

$$\mathbf{H}_{x,f}^{\text{eff}} = \begin{pmatrix} \mathbf{h}_{x,f,1}^{\text{eff}} \\ \mathbf{h}_{x,f,2}^{\text{eff}} \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{x,f,K}^{\text{eff}} \end{pmatrix} \quad (17)$$

基于迫零预编码的基带预编码矩阵为 $\mathbf{F}_{\text{BB},x,f} = (\mathbf{H}_{x,f}^{\text{eff}})^{\dagger}$, 并将每个用户的基带预编码矢量归一化为

$$\mathbf{f}_{\text{BB},k}^{x,f} = \frac{\mathbf{f}_{\text{BB},k}^{x,f}}{\|\mathbf{Q}_f \mathbf{f}_{\text{BB},k}^{x,f}\|_F}。 \text{ 可获得和速率为}$$

$$R_{x,f} = \text{lb} \left| \mathbf{I}_K + \frac{P}{K\sigma^2} \mathbf{H}_{x,f}^{\text{eff}} \mathbf{F}_{\text{BB},x,f} (\mathbf{F}_{\text{BB},x,f})^H (\mathbf{H}_{x,f}^{\text{eff}})^H \right| \quad (18)$$

在集合 Q_{new} 和 I_{new} 中, 优化问题(9)可以写为

$$\begin{aligned} \{x_m, f_m\} &= \arg \max_{f,x} R_{f,x} \\ \text{s. t.} \quad &\mathbf{F}_{\text{RF}} = \mathbf{Q}_f, \Phi = \mathbf{I}_x \\ &\mathbf{h}_{\text{eff}} = \mathbf{h}_{\text{tot}} \mathbf{Q}_f \\ &\mathbf{F}_{\text{BB}} = (\mathbf{H}_{\text{eff}})^{\dagger} \\ &\mathbf{f}_{\text{BB},k} = \frac{\mathbf{f}_{\text{BB},k}}{\|\mathbf{Q}_f \mathbf{f}_{\text{BB},k}\|_F} \end{aligned} \quad (19)$$

其中 x_m 和 f_m 分别为使和速率最大时的波束赋形矩阵, IRS 反射矩阵在可行集合 Q_{new} 与 I_{new} 对应的索引坐标。

3 CNN 训练

在进行了穷举搜索算法之后, 获得了使所有用户加权速率最大的模拟波束赋形矩阵和 IRS 反射矩阵, 为了训练网络, 需要提前准备 CNN 训练数据集。假设对于 K 个用户, 每个用户生成 T 个信道实现, 在每个信道实现中加入不同的人工噪声, 生成 G 个不完美信道, 则 K 个用户共有 KTG 个信道实现, CNN 的输入包含 3 个通道, 第 1 个通道为复信道矩阵中每个元素的角度值; 第 2 个和第 3 个通道分别为复信道矩阵的实部和虚部。设网络输出 $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{M \times 1 + N_t \times K}$, 得

$$\mathbf{Z} = [\angle \{\text{vec}(\mathbf{F}_{\text{RF}})\}, \angle \{\text{vec}(\Phi_{m,m})\}] \quad (20)$$

其中 $\mathbf{F}_{\text{RF}} \in \mathbf{C}^{N_t \times K}$, $\Phi_{m,m}$ 为反射矩阵 Φ 的对角元素, CNN 的输入输出对为 (\mathbf{X}, \mathbf{Z}) , 训练数据产生算法 1。

算法 1 CNN 训练数据生成

输入: 信道数据

输出: 训练数据集 W

- 1 在 IRS 辅助下的多用户 MIMO 场景下, 根据 Saleh-Valenzuela 模型, 每个用户分别生成 T 个信道实现 $\{\mathbf{h}_{\text{TR},k}\}_{k=1}^K$, $\{\mathbf{h}_{\text{TI},k}\}_{k=1}^K$, $\{\mathbf{h}_{\text{IR},k}\}_{k=1}^K$; 然后, 在每个信道实现加入信噪, 生成 G 个不完美信道, 生成可行集 $Q_{\text{new}}, I_{\text{new}}$ 。
- 2 for $1 \leq t \leq TG$
- 3 计算 $\mathbf{h}_{x,k}^{\text{tot}}$, 然后得到相应的 \mathbf{F}_{RF} 和 Φ
- 4 for $1 \leq k \leq K$
- 5 $\mathbf{H}_k = [\text{vec}(\mathbf{h}_{\text{TR},k}), \text{vec}(\mathbf{h}_{\text{TI},k}), \text{vec}(\mathbf{h}_{\text{IR},k})]$,
- 6 $[\mathbf{X}^d]_{:,1} = \angle(\mathbf{H}_k)$,
- 7 $[\mathbf{X}^d]_{:,2} = \text{Re}(\mathbf{H}_k)$,
- 8 $[\mathbf{X}^d]_{:,3} = \text{Im}(\mathbf{H}_k)$,
- 9 $\mathbf{Z}^d = [\angle \{\text{vec}(\mathbf{F}_{\text{RF}})\}, \angle \{\text{vec}(\Phi_{m,m})\}]$,
- 10 构造 CNN 的输入输出对 $(\mathbf{X}^d, \mathbf{Z}^d)$,
- 11 end for k
- 12 end for t
- 13 得到训练数据 $W = \{(\mathbf{X}^1, \mathbf{Z}^1), (\mathbf{X}^2, \mathbf{Z}^2), \dots, (\mathbf{X}^d, \mathbf{Z}^d)\}$

4 仿真结果及分析

假设现有 3 个用户, 每个用户生成 250 个信道, 每个信道有 3 条视线路径。为了模拟不完美信道状况, 在每个信道中加入 $\{15, 20, 25\}$ dB 的高斯白噪

声,生成 45 个含噪声的用户信道。因此,每个用户拥有 11 250 个数据。基站的信号离开角在 $[-\pi/3, \pi/3]$ 范围内均匀随机获得,信号到达和离开 IRS 的方位角和俯仰角分别在 $[-\pi/3, \pi/3]$ 和 $[-\pi/6, \pi/6]$ 的范围均匀随机获得。

设可行集合 Q_{new} 在 $[0, 2\pi]$ 范围内的搜索参数 $\bar{L} = 10$, 集合中共有 1 000 个可行值;可行集合 I_{new} 的 $\bar{L}_1 = 8, \bar{L}_2 = 5$, 则每个用户的每个信道有 120 个可行值。每个用户随机选择 10 000 个信道数据作为训练集,剩下的 1 250 个数据作为验证集。

CNN 训练采用随机梯度下降优化器进行训练,每个周期需要迭代 100 次才能对所有数据进行训练处理,整个训练过程共需要迭代 1 200 次;采用 L2 范数加快收敛并将取值设为 0.005,初始速率设为 0.001,每隔 4 个周期逐步减小,减小系数为 0.05。设基站有 36 根天线,IRS 有 49 个反射单元,图 2 所示为基站进行一次聚合前后的和速率。可见,基站经过一次聚合后,训练模型预测用户和速率比聚合前更接近穷举算法,说明随着整个系统的训练深入,模型在优化,预测准确度越来越好;同时,验证了在 IRS 辅助大规模 MIMO 系统与基于 FL 的 CNN 训练相结合的可行性。

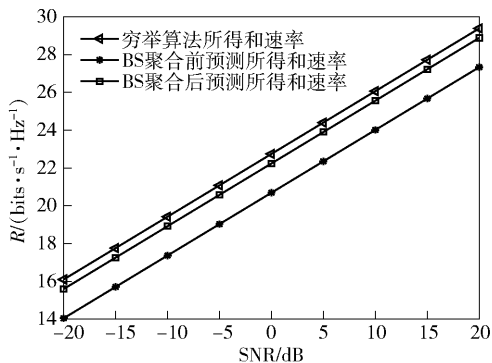


图2 基站聚合前后的和速率

图 3 所示为 IRS 辅助和无 IRS 辅助通信场景下的用户和速率,在 IRS 辅助通信场景下,对随机 IRS 反射矩阵和优化 IRS 反射矩阵所得和速率进行了比较。由图 3 可知,在噪声干扰下,有 IRS 辅助的用户获得的和速率远远大于没有 IRS 辅助的和速率;而在随机 IRS 反射矩阵辅助时的用户和速率略大于无 IRS 辅助通信场景下所得和速率。表明 IRS 的辅助有助于提高用户端接收信号的频谱效率;同时,优化 IRS 反射矩阵能够更好地利用无线信道,构建智能的可编程无线环境,获得更高

的频谱效率。

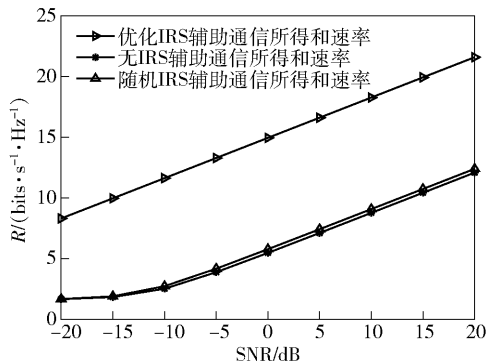


图3 有无 IRS 辅助通信的和速率

设基站端有 49 根天线,不同 IRS 反射单元数量的和速率如图 4。可见,经过 CNN 训练,可以对模拟预编码矩阵和 IRS 反射矩阵进行很好的预测,两者和速率非常接近;同时,在固定基站发射天线的数量时,IRS 辅助的 MIMO 系统和速率随反射单元数量 M 的增加而增加。

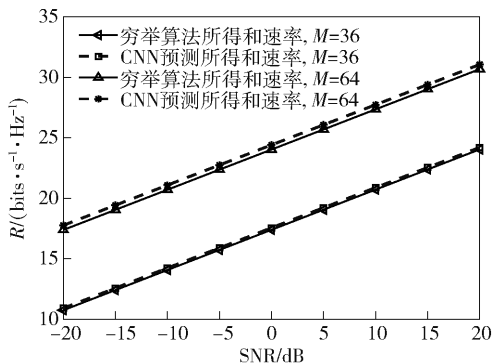


图4 不同 IRS 反射单元数量的和速率

5 结束语

提出了一种基于 FL 的 CNN 训练方法。首先,给出了 IRS 多用户网络场景;然后建立基站与用户、基站与 IRS、IRS 与用户之间的信道模型。提出了基于穷举搜索的混合波束赋形和 IRS 反射矩阵算法。首先,在一定范围内获得模拟波束赋形矩阵 F_{RF} 和 IRS 反射矩阵 Φ , 分别组成可行码本集合 Q_{new} 和 I_{new} ;然后提出和速率最大化问题;最后,通过穷举搜索算法获得和速率最大时的 F_{RF} 和 Φ 。设计了基于 FL 的 CNN 框架,经过 CNN 训练使信道数据与模拟波束赋形矩阵 F_{RF} 和 IRS 反射矩阵 Φ 形成非线性映射。通过仿真实验验证了结合 IRS 技术能够提高 MIMO 的频谱效率,同时,优化 IRS 反射矩阵能够

更好地调控无线环境, 优化无线传播环境, 获得更高的频谱效率。

参考文献:

- [1] YOU C S, ZHENG B X, ZHANG R. Fast beam training for IRS-assisted multiuser communications [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(11): 1845-1849.
- [2] LONG W X, CHEN R, MORETTI M, et al. A promising technology for 6G wireless networks: intelligent reflecting surface[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2021, 6(1): 1-16.
- [3] GUO H Y, LIANG Y C, CHEN J, et al. Weighted sum-rate maximization for reconfigurable intelligent surface aided wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3064-3076.
- [4] ZHOU G, PAN C H, REN H, et al. Intelligent reflecting surface aided multigroup multicast MISO communication systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 3236-3251.
- [5] LI H Y, CAI W H, LIU Y, et al. Intelligent reflecting surface enhanced wideband MIMO-OFDM communications: from practical model to reflection optimization[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(7): 4807-4820.
- [6] WANG P L, FANG J, DAI L L, et al. Joint transceiver and large intelligent surface design for massive MIMO mm-wave systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 1052-1064.
- [7] MCMAHAN B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data[C] // Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale: JMLR, 2017: 1273-1282.
- [8] ELBIR A M, PAPAFAEIROPOULOS A K. Hybrid precoding for multiuser millimeter wave massive MIMO systems: a deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(1): 552-563.
- [9] WU Q Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(11): 5394-5409.
- [10] YING K K, GAO Z, LYU S X, et al. GMD-based hybrid beamforming for large reconfigurable intelligent surface assisted millimeter-wave massive MIMO [J]. IEEE Access, 2020, 8: 19530-19539.
- [11] ZHANG J Y, BJORNSEN E, MATTHAIIOU M, et al. Prospective multiple antenna technologies for beyond 5G [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(8): 1637-1660.
- [12] HONG S H, PARK J, KIM S J, et al. Hybrid beamforming or intelligent reflecting surface aided millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(9): 7343-7357.