



研究与开发

基于 LFM 的毫米波大规模 MIMO 混合预编码方法

陈浩椅, 丁一凡, 程英

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310016)

摘要: 模拟数字混合预编码是毫米波大规模多输入多输出 (MIMO) 系统的关键技术, 可以减少硬件成本而又兼顾系统性能。但是传统的混合预编码方法往往需要寻找适合的码本进行预编码, 有的码本实际情况中并不容易获得, 或者有偏差。针对这个问题, 提出一种无需码本的基于机器学习中隐因子模型 (LFM) 的模数混合预编码方法。利用 LFM 分解与随机梯度下降法, 使设计的混合预编码矩阵逼近最优全数字预编码矩阵, 从而得到极佳的性能。仿真结果表明, 相比基于正交匹配追踪 (OMP) 算法的混合预编码设计方法, 该方法不但无需事先设计码本, 而且其性能比基于 OMP 算法的混合预编码方法更优秀, 更接近最优的全数字预编码方法。

关键词: LFM; 毫米波; 大规模 MIMO; 混合预编码

中图分类号: TN919

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019069

Hybrid precoding method for mmWave massive MIMO systems based on LFM

CHEN Haoyi, DING Yifan, CHENG Ying

School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310016, China

Abstract: Analog-digital hybrid precoding is a key technology for millimeter wave massive MIMO systems that reduce hardware costs while balancing system performance. However, the traditional hybrid precoding scheme often needed to find a suitable codebook for precoding, and some codebooks were not easy to obtain or had deviations in actual situations. An analog-digital hybrid precoding method based on latent factor model (LFM) in machine learning without codebook was proposed for this problem. The LFM decomposition and stochastic gradient descent method were used to approximate the designed precoding matrix to the optimal full digital precoding matrix for good performance. The simulation results show that compared with the hybrid precoding design method based on orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm, this method not only does not need a codebook, but also has better performance than the hybrid precoding algorithm based on OMP algorithm, which is closer to optimal full digital precoding method.

Key words: LFM, millimeter wave, massive MIMO, hybrid precoding



1 引言

毫米波的带宽远大于传统电磁波,可以满足更多的用户与业务需求,被认为是 5G 移动通信系统的关键技术之一^[1]。但是,由于毫米波传播时的散射体数目不如传统电磁波丰富,且在空气中传播衰减较大,因而通信质量很差。为了改善通信质量需在发送端与接收端布置大量天线来补偿毫米波信号的路径损失,因此毫米波与大规模 MIMO (multiple-input multiple-output, 多输入多输出) 的结合就变得尤为重要^[2]。

对于毫米波大规模 MIMO 系统,其射频链路的成本与功耗会随毫米波的频率增加而增加^[3]。如果采用传统的全数字预编码,其射频链路数等于天线数,其成本与功耗难以被接受。针对这一问题,有研究者将射频链路替换为低成本和低功耗的移相器来进行模拟预编码,可有效地降低硬件成本与功耗,但是其信道容量损失严重。为了解决上面的问题,基站通过少量的射频链路连接移相器的模拟数字混合预编码方法相继被提出。

目前混合预编码已有的连接方式有全连接方式和部分连接方式。在全连接混合预编码中,基站使用少量的射频链路,并且每个射频链路与所有的移相器相连。在部分连接混合预编码中,射频链路连接部分移相器。相比于全连接预编码方法,部分连接预编码方法硬件复杂度与功耗较低,但其性能相对较差。对于全连接结构,参考文献[4]提出了基于 OMP (orthogonal matching pursuit, 正交匹配追踪) 的混合预编码方法,将模数混合预编码的设计问题转化为稀疏信号重构问题,然后使用 OMP 算法得到模拟预编码矩阵与数字预编码矩阵;但是模拟预编码矩阵需要候选解集合,参考文献[4]用到了天线接收响应阵列;可是在实际情景中,天线阵列的接收信号是多个信号的不同方向的天线阵列方向向量的线性叠加,而且不

同信号的方向是未知的^[5];因此,准确的天线响应阵列是不容易得到的;而且在算法中的求逆过程复杂度很高;为了解决这个问题,参考文献[6]提出用正交码本作为候选解集合,但是还是需要合适的码本作为候选解集合;参考文献[7]提出了基于 GMD (geometric mean decomposition, 几何均值分解) 的混合预编码方法,虽然对应的系统误码率低,但是在频谱效率方面比参考文献[4]要差。对于部分连接结构,参考文献[8]基于机器学习的部分连接混合预编码方法,它是利用交叉熵来降低功效的,对应的系统性能不是很好;参考文献[9]使用了贪心算法来设计混合预编码矩阵,但是对应的系统性能的损耗依然很大。参考文献[10]提出基于 SIC (successive interference cancellation, 串行干扰消除) 的部分连接混合预编码方法,但是只适用于数据流数等于射频链路数的系统,局限性十分大。

针对上述问题,提出了一种基于 LFM^[11] (latent factor model, 隐因子模型) 的全连接混合预编码方法,该方法以机器学习中隐因子模型为基础,将参考文献[4]中得到的最优数字预编码矩阵进行隐因子分解,然后使用随机梯度下降^[12]的方法得到模拟预编码矩阵与数字预编码矩阵。与其他方法相比,优点在于无须事先设计候选矢量集合即可完成混合预编码,并且性能优越,可以充分地利用 RF (radio frequency, 射频) 域的空间自由度,有效地降低系统开销^[13]。

2 系统模型

本文毫米波大规模 MIMO 系统模型采用全连接方式,如图 1 所示,假定基站配置 N_{RF}^t 个射频链路,发送天线数为 N_t , 发送数据流个数为 N_s 。接收端配置 N_{RF}^r 个射频链路,接收天线数为 N_r ; 且有 $N_s \leq N_{\text{RF}}^t \leq N_t$, $N_s \leq N_{\text{RF}}^r \leq N_r$ 。这里的毫米波大规模 MIMO 系统信道考虑采用几何的 Saleh-Valenzuela 模型^[3]。

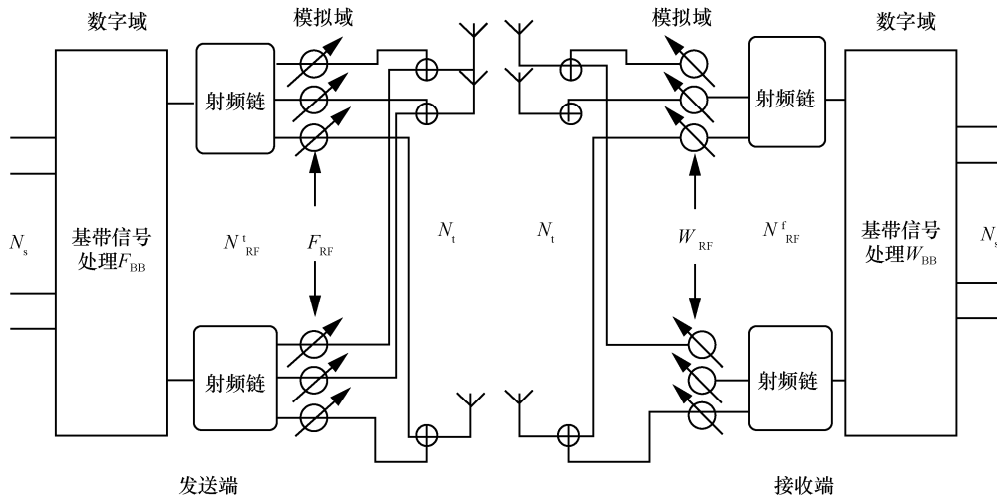


图1 毫米波大规模 MIMO 全连接系统模型

$$\mathbf{H} = \sqrt{\frac{N_t N_r}{N_{cl} N_{ray}}} \sum_{i=1}^{N_{cl}} \sum_{l=1}^{N_{ray}} \delta_{i,l} \mathbf{a}_{MS}(\varphi_{i,l}) \mathbf{a}_{BS}^H(\theta_{i,l}) \quad (1)$$

其中, N_{cl} 与 N_{ray} 分别代表群簇数目和每个群簇的路径数, $\delta_{i,l}$ 表示第 i 个群簇的第 l 条散射波束路径的增益, 服从高斯分布。 $\varphi_{i,l} \in [0, 2\pi]$ 、 $\theta_{i,l} \in [0, 2\pi]$ 分别表示第 i 个群簇的第 l 条路径的到达角和离开角, $\mathbf{a}_{MS}(\varphi_{i,l})$ 和 $\mathbf{a}_{BS}(\theta_{i,l})$ 分别表示用户天线阵列响应矢量和基站天线阵列响应矢量。假定收发天线阵列采用均匀线性阵列, $\mathbf{a}_{MS}(\varphi_{i,l})$ 和 $\mathbf{a}_{BS}(\theta_{i,l})$ 可表示为:

$$\mathbf{a}_{MS}(\varphi_{i,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_r}} [1, e^{j\frac{2\pi}{k}d \sin \varphi_{i,l}}, \dots, e^{j(N_r-1)\frac{2\pi}{k}d \sin \varphi_{i,l}}]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{a}_{BS}(\theta_{i,l}) = \frac{1}{\sqrt{N_t}} [1, e^{j\frac{2\pi}{k}d \sin \theta_{i,l}}, \dots, e^{j(N_t-1)\frac{2\pi}{k}d \sin \theta_{i,l}}]^T \quad (3)$$

其中, k 表示电磁波波长, d 表示天线之间的距离, 假定 $d = \frac{k}{2}$ 。

发送信号通过模数混合预编码与信道后, 在接收端经过模拟与数字合并之后的输出信号可表示为:

$$\mathbf{y} = \sqrt{\rho} \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{W}_{RF}^H \mathbf{H} \mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB} \mathbf{s} + \mathbf{W}_{BB}^H \mathbf{W}_{RF}^H \mathbf{n} \quad (4)$$

其中, ρ 代表平均接收功率; $\mathbf{s} \in C^{N_s \times 1}$ 为发送信号,

$\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t}$ 为信道矩阵, 且满足 $E(\|\mathbf{H}\|_F^2) = N_r N_t$; $\mathbf{F}_{RF} \in C^{N_t \times N_{RF}^t}$ 为模拟预编码矩阵, 满足恒模限制: $(\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{RF}^H)_{l,l} = \frac{1}{N_t}$;

$\mathbf{F}_{BB} \in C^{N_{RF}^t \times N_s}$ 为数字预编码矩阵, 为了满足发射机功率限制, 有 $\|\mathbf{F}_{RF} \mathbf{F}_{BB}\|_F^2 = N_s$; $\mathbf{W}_{BB} \in C^{N_{RF}^r \times N_r}$ 为数字合并矩阵, $\mathbf{W}_{RF} \in C^{N_r \times N_{RF}^r}$ 为模拟合并矩阵; $\mathbf{n} \in C^{N_r \times 1}$ 表示噪声矢量, 即 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_{N_r})$; σ^2 表示加性高斯白噪声方差, $\mathbf{I}_{N_t} \in C^{N_t \times N_t}$ 表示单位矩阵。

3 基于 LFM 混合预编码方法

基于前面章节的考虑, 这里给出基于 LFM 混合预编码方法。LFM 即隐因子模型, 是机器学习中的一个基本模型。隐因子模型是一种用于协同过滤的方法, 用于解决用户项矩阵稀疏问题。它可以在新的特征空间中学习数据规律, 这个新特征空间的维度远低于原始数据空间^[11-12], 简而言之就是可以按照特定的需求对矩阵进行近似的分解来降维分析。利用这个模型可以得到机器学习推荐系统的结果, 与实际情况的误差越小就代表结果越好^[14]。毫米波混合预编码的关键问题是如何设计混合预编码矩阵, 混合预编码矩阵是数字预编码矩阵与模拟预编码矩



阵的乘积。目前全数字预编码方法是最优的方法,通过设计混合预编码矩阵“逼近”全数字预编码矩阵,就可以得到接近全数字预编码方法的性能。所以,在这里基于 LFM 可以将一个 $M \times N$ 维的全数字预编码矩阵分解成一个 $M \times K$ 维的模拟预编码矩阵与一个 $K \times N$ 维的数字预编码矩阵相乘。通过矩阵分解,然后构造目标优化函数,就可以通过随机梯度下降法来得到想要的模拟预编码矩阵与数字预编码矩阵。此处得出的模拟预编码矩阵与数字预编码矩阵的乘积就是本文设计的混合预编码矩阵,从理论上来说是“逼近”全数字预编码矩阵的,所以对应的性能也应该接近全数字预编码方法的性能。总的来说,这个技术在毫米波大规模 MIMO 混合预编码中可以很好地应用。

假设收发端确知完全的信道状态信息,并且接收端完美解码。令毫米波大规模 MIMO 最优全数字预编码矩阵为 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$,由参考文献[4]可知 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$ 是由矩阵 $\mathbf{V}$ 的前 N_s 列组成的,表示为 $\mathbf{V}[:,1:N_s]$,矩阵 $\mathbf{U}$ 与 $\mathbf{V}$ 分别是信道矩阵 $\mathbf{H}$ 的奇异值分解后的左奇异矩阵与右奇异矩阵, $\mathbf{\Sigma}$ 是一个对角矩阵。其中 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$, $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N_s \times N_s}$, $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$ 。

$$\begin{aligned} \mathbf{H} &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H \\ \mathbf{F}_{\text{opt}} &= \mathbf{V}[:,1:N_s] \end{aligned} \quad (5)$$

在这里令 $\mathbf{F}_{\text{RF}}\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 等效为一个混合预编码矩阵 $\hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}}$,只要令 $\hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}}$ 逼近全数字预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$,就能得到接近全数字预编码的性能。

由参考文献[4]知,可以将系统的频谱效率转化成:

$$\mathbf{R} = \log \left| \mathbf{I}_{N_s} + \frac{\rho}{N_s \sigma_n^2} \mathbf{H} \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}} \mathbf{F}_{\text{BB}}^H \mathbf{F}_{\text{RF}}^H \mathbf{H} \right| \quad (6)$$

其中, $\mathbf{I}_{N_s} \in \mathbb{C}^{N_s \times N_s}$ 是单位矩阵, $\frac{\rho}{\sigma_n^2}$ 是信噪比。令

$\hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}}$ 逼近全数字预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$,联合参考文献[4]

将混合预编码的设计转化成下面的问题:

$$\begin{aligned} \arg \min & \left\| \mathbf{F}_{\text{opt}} - \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}} \right\|_F^2 \\ \text{s.t. } & \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}} = \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}}, \left\| \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}} \right\|_F^2 = N_s; \mathbf{F}_{\text{RF}} \in \mathbf{F} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{F}$ 是模拟预编码矩阵的候选解集合。

$$\left\| \mathbf{F}_{\text{opt}} - \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}} \right\|_F^2 \quad (8)$$

其中,式(8)代表求两者之差的 F-范数,即矩阵所有元素绝对值的平方和再开平方,两者之差的 F-范数越小,就代表两个矩阵越近似或者说越逼近。可以将式(8)转换成式(9):

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{F}_{\text{RF}}, \mathbf{F}_{\text{BB}}} & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\mathbf{F}_{\text{opt},i,j} - \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt},i,j} \right)^2 \\ \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt},i,j} &= \sum_k \mathbf{F}_{\text{RF},i,k} \cdot \mathbf{F}_{\text{BB},k,j} = \mathbf{F}_{\text{RF},i} \cdot \mathbf{F}_{\text{BB},j} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{F}_{\text{RF},i}$ 表示 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 矩阵第 i 行的向量, $\mathbf{F}_{\text{BB},j}$ 表示 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 矩阵第 j 列向量。为了限制 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 、 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$,这里对 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 、 $\mathbf{F}_{\text{BB}}$ 加上正则项,参考了参考文献[12]中式(2)得到目标优化项:

$$L = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\mathbf{F}_{\text{opt},i,j} - \mathbf{F}_{\text{RF},i} \mathbf{F}_{\text{BB},j} \right)^2 + \lambda \left(\left\| \mathbf{F}_{\text{RF}} \right\|^2 + \left\| \mathbf{F}_{\text{BB}} \right\|^2 \right) \quad (10)$$

这里的 λ 是正则化因子, $\lambda \left(\left\| \mathbf{F}_{\text{RF}} \right\|^2 + \left\| \mathbf{F}_{\text{BB}} \right\|^2 \right)$ 是正则项。这里它的作用是缓解过拟合^[15]。

应用参考文献[11-12]的随机梯度下降法可以得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \mathbf{F}_{\text{opt},i,j} - \mathbf{F}_{\text{RF},i} \mathbf{F}_{\text{BB},j} \\ \mathbf{F}_{\text{RF}} &\leftarrow \mathbf{F}_{\text{RF}} + \Upsilon \cdot \left(\mathbf{R} \cdot \mathbf{F}_{\text{BB}}^T - \lambda \cdot \mathbf{F}_{\text{RF}} \right) \\ \mathbf{F}_{\text{BB}} &\leftarrow \mathbf{F}_{\text{BB}} + \Upsilon \cdot \left(\mathbf{F}_{\text{RF}}^T \cdot \mathbf{R} - \lambda \cdot \mathbf{F}_{\text{BB}} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

Υ 在这里是机器学习的速率。

通过选择合适的学习速率与正则化系数还有迭代次数进行拟合迭代,可以得到相对满意的结果。算法流程如下:

输入 最优预编码矩阵 $\mathbf{F}_{\text{opt}}$

输出 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$, $\mathbf{F}_{\text{BB}}$

步骤 1 $\mathbf{F}_{\text{RF}} = \text{rand} (N_t, N_{\text{RF}})$

步骤2 $\mathbf{F}_{\text{BB}} = \text{rand} (N_{\text{RF}}, N_s)$

步骤3 **for** $t \leq \text{iter_times}$ **do**

$$\hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}} = \mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{F}_{\text{opt}} - \hat{\mathbf{F}}_{\text{opt}}$$

$$\mathbf{F}_{\text{RF}} = \mathbf{F}_{\text{RF}} + \Upsilon \cdot (\mathbf{R} \cdot \mathbf{F}_{\text{BB}}^T - \lambda \cdot \mathbf{F}_{\text{RF}})$$

$$\mathbf{F}_{\text{BB}} = \mathbf{F}_{\text{BB}} + \Upsilon \cdot (\mathbf{F}_{\text{RF}}^T \cdot \mathbf{R} - \lambda \cdot \mathbf{F}_{\text{BB}})$$

end for

步骤4 $\mathbf{F}_{\text{RF}}$ 恒模处理为 $\frac{1}{\sqrt{N_s}}$

步骤5 $\mathbf{F}_{\text{BB}} = \sqrt{N_s} \frac{\mathbf{F}_{\text{BB}}}{\|\mathbf{F}_{\text{RF}} \mathbf{F}_{\text{BB}}\|_F}$

根据以上算法可以知道,主要是利用随机梯度下降法对隐因子分解的矩阵进行更新。通过不断地迭代,设计的混合预编码矩阵尽量地逼近最优的全数字预编码矩阵,从而使系统的性能得到提高,整个设计过程并没有使用码本,没有码本的限制性,适用度高。

4 仿真结果及分析

对第2节介绍的系统模型进行基于LFM混合预编码方法的计算机仿真。仿真参数:发射端配置 $N_t=128$ 根天线,接收端配置 $N_r=32$ 根天线;令 $N_{\text{RF}}^t = N_{\text{RF}}^r = N_{\text{RF}}$, 群簇数 $N_{\text{cl}}=6$, 每个簇中的路径数为 $N_{\text{ray}}=10$, 且每个簇的平均功率为 $\sigma_{i,l}^2=1$ 。假设方位角的离开角与到达角均服从拉普拉斯分布,其中,簇角度在 $[0, 2\pi)$ 上服从均匀分布,角度拓展设为 10° 。所有仿真结果均是通过蒙特卡罗法对信道实现 5 000 次取平均得到的。

将本文提出的混合预编码方法与最优全数字预编码方法及参考文献[4]的混合预编码方法的性能进行对比,性能由预编码方法对应的频谱效率作为衡量指标。

图2表示在固定射频链路 $N_{\text{RF}}=8$, 数据流数分别为 $N_s=\{2, 4, 8\}$ 的条件下,不同预编码方法所获得的频谱效率随着 SNR (signal-noise ratio, 信

噪比)增加的变化情况。首先,数据流数 N_s 的增加,对系统性能影响很大,成正相关。而且可以看出,信噪比较低的时候,三者的预编码方法性能都比较接近,但是随着信噪比的提高,本文混合预编码方法明显地优于参考文献[4],更逼近于最优全数字预编码方法。在 N_s 比较低的时候,3种预编码方法的表现差别不大,但是随着 N_s 变大,本文的预编码方法优势就逐渐体现出来了。在 $N_s=8$ 时,为了达到相同的频谱效率,本文预编码方法与最优数字预编码方法相比,SNR 大约只损失 1 dB,明显优于参考文献[4]的预编码方法。

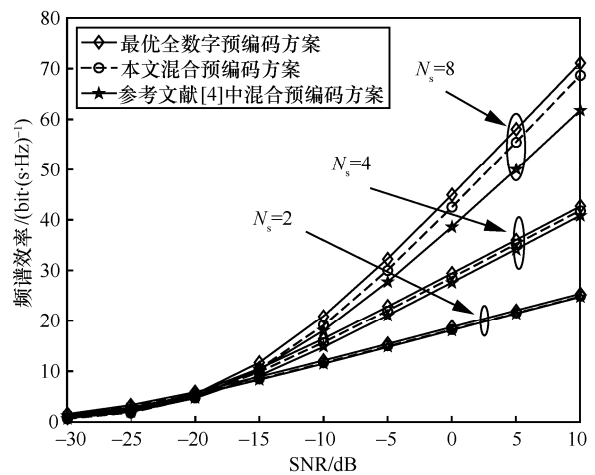


图2 射频链路数固定时不同数据流数的系统性能

图3表示在固定 $N_{\text{RF}} = N_s = \{2, 4, 8\}$ 条件下,不同预编码方法所获得的频谱效率随着 SNR 增长的变化情况。可以看到在低数据流数的时候,参考文献[4]的混合预编码方法性能并不好,而本文的混合预编码方法性能基本上与最优全数字预编码方法一样。可以明显地看出本文的混合预编码方法性能相比参考文献[4]的混合预编码方法更具优势。在低信噪比的时候,3种方法的性能也差得并不多,但是随着信噪比的提高,可以明显地看出本文方法性能十分优越。在 $N_s=8$ 时,为了达到相同的频谱效率,参考文献[4]预编码方法与本文预编码方法相比大约多需要 3 dB 的 SNR。总体来看,本文的预编码方法性能优势明显。

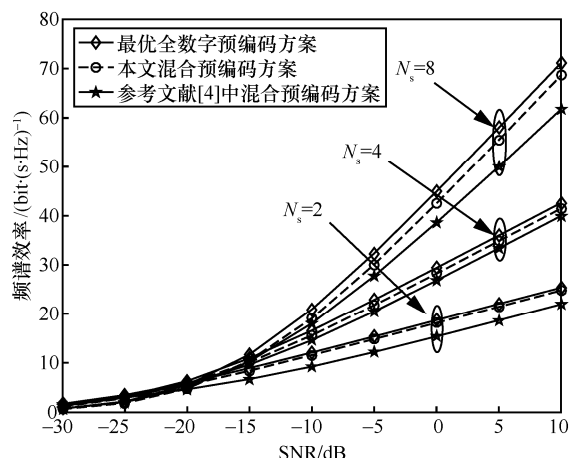


图3 射频链路数等于数据流数时的系统性能

图4表示在固定 $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$, 令 $N_s = \{4, 8\}$ 时, 不同混合预编码方法所获得的频谱效率随着 N_{RF} 增加的变化情况。可以看到, 数据流数越多, 频谱效率提升越明显。而且随着 N_{RF} 的增加, 系统的性能也在逐渐提高, 且本文的混合预编码方法明显地比参考文献[4]的混合预编码方法更具优势。图2、图3、图4这3个仿真图都验证了本文的混合预编码方法性能明显优于参考文献[4]的混合预编码方法, 更逼近全数字预编码方法。三者性能差距的根本原因在于本文设计的混合预编码矩阵比参考文献[4]混合预编码矩阵更“逼近”全数字预编码矩阵, 所以本文的混合预编码方法的性能比全数字预编码方法的性能略逊一筹, 而又优于参考文献[4]混合预编码方法。

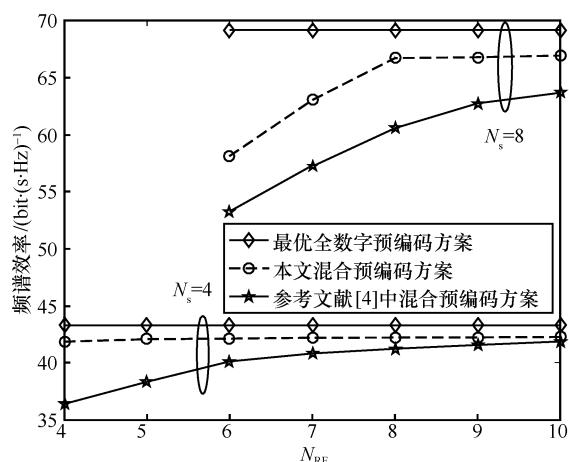


图4 SNR固定时不同数据流数的系统性能

5 结束语

本文提出了一种基于 LFM 的混合预编码方法, 在隐因子模型的基础上使用了随机梯度下降法, 不断地更新迭代, 得到模拟与数字预编码矩阵。优点在于无需事先设计码本即可完成混合预编码, 可以充分地利用 RF 域的空间自由度, 有效地降低系统开销, 节省了大量的射频电路资源, 并且在性能上比传统的 OMP 算法要更优秀。

参考文献:

- [1] HEATH R W, GONZÁLEZ-PRELCIC N, RANGAN S, et al. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 436-453.
- [2] ANDREWS J G, BUZZI S, CHOI W, et al. What will 5G be? [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(6): 1065-1082.
- [3] RAPPAPORT T S, HEATH R W, DANIELS R C, et al. Millimeter wave wireless communications[M]. New York: Pearson Education, 2014.
- [4] AYACH E, RAJAGOPAL S, ABU SURRAL S, et al. Spatially sparse precoding in millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(4): 1499-1513.
- [5] 电子科技大学, 同方电子科技有限公司. 多个信号方向未知的天线阵列方向向量的测量方法: CN201310521921.8[P]. 2014-04-30. University of Electronic Science and Technology of China, Tongfang Electronic Technology Co., Ltd. Measurement method for antenna array direction vectors with unknown signal directions: CN201310521921.8[P]. 2014-04-30.
- [6] LIU Y H, CHEN C H, TSAI C R, et al. Multilevel-DFT based low-complexity hybrid precoding for millimeter wave MIMO systems[C]//IEEE International Conference on Signal Processing Communication and Computing, August 5-8, 2016, Hong Kong, China. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [7] XIE T, DAI L, GAO X, et al. Geometric mean decomposition based hybrid precoding for millimeter-wave massive MIMO[J]. China Communications, 2018, 15(5): 229-238.
- [8] GAO X, DAI L, SUN Y, et al. Machine learning inspired energy-efficient hybrid precoding for mmWave massive MIMO systems[C]//IEEE International Conference on Communications, July 2-7, 2017, Paris, France. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [9] IWANOW M, VUCIC N, BAZZI S, et al. A greedy approach for multiuser mmWave eHybrid precoding with subarray architectures[C]//2017 51st Asilomar Conference on Signals, Sys-

- tems and Computers, Oct 29-Nov 1, 2017, Pacific Grove, USA. Piscataway: IEEE Press, 2017.
- [10] GAO X, DAI L, HAN S, et al. Energy-efficient hybrid analog and digital precoding for mmWave MIMO systems with large antenna arrays[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(4): 998-1009.
- [11] YE G, ZHAO X. Improved SVD algorithm based on slope one[C]//2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), June 9-11, 2018, Shenyang, China. [S.l.: s.n.], 2018: 1002-1004.
- [12] KOREN Y, BELL R, VOLINSKY C. Matrix factorization techniques for recommender systems[J]. IEEE Computer Society, 2009, 43(8): 30-37.
- [13] 向建伟, 于秀兰, 景小荣. 毫米波大规模 MIMO 系统中低复杂度混合预编码方法[J]. 电信科学, 2016, 32(9): 10-15.
XINAG J W, YU X L, JING X R. Low complexity hybrid precoding method in mmWave massive MIMO system[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(9): 10-15.
- [14] BELL R M, KOREN Y. Lessons from the Netflix prizechallenge[J]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2007, 9(2): 75-79.
- [15] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 23-24.
ZHOU Z H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 23-24.

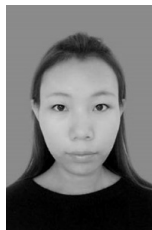
[作者简介]



陈浩椅(1995-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为毫米波通信。



丁一凡(1995-), 男, 杭州电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信。



程英(1995-), 女, 杭州电子科技大学通信工程学院硕士生, 主要研究方向为无线通信。