

# MIMO 技术

zfdzr

2020 年 9 月 15 日起

## 目录

<b>1</b>	<b>MIMO 预编码</b>	<b>2</b>
1.1	点对点 MIMO 系统模型 . . . . .	2
1.2	系统容量 . . . . .	2
1.3	传输侧无 CSI . . . . .	3
1.4	传输侧有 CSI . . . . .	3
1.5	MIMO 注水算法 . . . . .	4
1.6	经典预编码算法 . . . . .	4
1.6.1	线性预编码 . . . . .	5
1.7	基于 AI 的预编码算法 . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Latex 语法学习</b>	<b>8</b>
2.1	伪代码 . . . . .	8
2.2	超链接 . . . . .	8
2.3	插入图片 . . . . .	9
2.4	tikz 绘图 . . . . .	9

# 1 MIMO 预编码

## 1.1 点对点 MIMO 系统模型

$$y = Hx + z \quad (1)$$

其中,  $y \in C^{N_r \times 1}$ ,  $x \in C^{N_t \times 1}$ ,  $z \in C^{N_r \times 1}$ , 发送端总能量为  $E\{x^H x\} = P$ , 噪声功率谱密度为  $N_0$ , 即  $E\{zz^H\} = N_0 I_{N_r}$ , 且

$$\begin{aligned} R_{yy} &= E\{yy^H\} \\ &= HR_{xx}H^H + N_0 I_{N_r} \end{aligned} \quad (2)$$

## 1.2 系统容量

$$\begin{aligned} I(x; y) &= H(x) - H(x|y) \\ &= H(y) - H(y|x) \\ &= H(y) - H(Hx + z|x) \\ &= H(y) - H(z|x) \\ &= H(y) - H(z) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $z$  是满足复高斯随机分布的多维向量, 因此当且仅当  $y$  也满足复高斯随机分布时, 上式取得最大值, 且

$$\begin{aligned} H(y) &= \log_2 |\pi e R_{yy}| = \log_2 |\pi e H R_{xx} H^H + \pi e N_0 I_{N_r}| \\ H(z) &= \log_2 |\pi e N_0 I_{N_r}| \end{aligned} \quad (4)$$

于是,

$$I(x; y) = \log_2 \left| I_{N_r} + \frac{H R_{xx} H^H}{N_0} \right| \quad (5)$$

### 1.3 传输侧无 CSI

假设每根天线上的发送信号能量相等且相互独立，即  $R_{xx} = \frac{P}{N_t} I_{N_t}$ ，则

$$\begin{aligned} C &= \log_2 \left| I_{N_r} + \frac{P}{N_t N_0} H H^H \right| \\ &= \sum_{i=1}^{N_t} \log_2 \left( 1 + \frac{P}{N_t N_0} \lambda_i \right) \end{aligned} \quad (6)$$

### 1.4 传输侧有 CSI

预编码提高信道容量

对信道矩阵  $H$  使用 SVD 分解，即  $H = U \Sigma V^H$ ，一般假设  $N_r > N_t$ ，则

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{\lambda_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{\lambda_{N_t}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

令调制后信号能量表示为  $\tilde{x}$ ，预编码后的发送信号能量为  $x = V^H \tilde{x}$ ，则

$$\begin{aligned} y &= Hx + z \\ &= U \Sigma V^H V \tilde{x} + z \\ &= U \Sigma \tilde{x} + z \end{aligned} \quad (8)$$

$$U^H y = U^H U \Sigma \tilde{x} + U^H z = \tilde{y} = \Sigma \tilde{x} + \tilde{z} \quad (9)$$

上式展开为

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_1 \\ \tilde{y}_2 \\ \vdots \\ \tilde{y}_{N_t} \\ \vdots \\ \tilde{y}_{N_r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{\lambda_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{\lambda_{N_t}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_1 \\ \tilde{x}_2 \\ \vdots \\ \tilde{x}_{N_t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{z}_1 \\ \tilde{z}_2 \\ \vdots \\ \tilde{z}_{N_t} \\ \vdots \\ \tilde{z}_{N_r} \end{bmatrix} \quad (10)$$

即

$$\tilde{y}_i = \sqrt{\lambda_i} \tilde{x}_i + \tilde{z}_i, i = 1, \dots, r. \square \square r = N_t \quad (11)$$

原始的 MIMO 信道等效为  $r$  个 SISO 信道，每个 SISO 信道的信道容量可以表示为：

$$C_i(P_i) = \log_2(1 + \frac{\lambda_i P_i}{N_0}) \quad (12)$$

其中， $P_i$  表示第  $i$  根天线上的信号能量，且

$$E\{x^H x\} = \sum_{i=1}^{N_t} E\{|x_i|^2\} = \sum_{i=1}^{N_t} P_i = P \quad (13)$$

于是，信道总容量为：

$$C = \sum_{i=1}^{N_t} C_i(P_i) = \sum_{i=1}^{N_t} \log_2(1 + \frac{\lambda_i P_i}{N_0}) \quad (14)$$

可以通过注水算法优化功率分配，达到更大的信道容量，即

$$\begin{aligned} C = \arg \max_{\{P_i\}} \sum_{i=1}^{N_t} C_i(P_i) &= \sum_{i=1}^{N_t} \log_2(1 + \frac{\lambda_i P_i}{N_0}) \\ s.t. \sum_{i=1}^{N_t} P_i &= P \end{aligned} \quad (15)$$

最优解为

$$\begin{aligned} P_i^{opt} &= (\mu - \frac{N_0}{\lambda_i})^+, i = 1, \dots, r \\ \sum_{i=1}^{N_t} P_i &= P \end{aligned} \quad (16)$$

## 1.5 MIMO 注水算法

## 1.6 经典预编码算法

参考文献 [?]

**起源** MIMO 无线通信技术最早广泛应用于 WiFi 技术上 (IEEE 802.11ac/n), WiMax 技术 (IEEE 802.16e), 4G(LTE/LTE-A) 等系统。最早的 MIMO 思想来源于点对点的 MIMO 系统，接着发展出了 MU-MIMO, 每个用户配备一个单天线。

---

**Algorithm 1:** 注水算法

---

Step1: 迭代计算  $p=1$ , 计算  $\mu = \frac{N_t}{r-p+1}$

Step2: 用  $\mu$  计算  $\gamma_i = \mu - \frac{N_t N_0}{E_x \lambda_i}, i = 1, 2, \dots, r - p + 1$

Step3: 若分配到最小增益的信道能量为负值, 即设

$\gamma_{r-p+1} = 0, p = p + 1$ , 转至 Step1

若任意  $\gamma_i$  非负, 即得到最佳注水功率分配策略

---

### 1.6.1 线性预编码

#### Matched Filter(MF)

$$W_{MF} = \sqrt{\alpha} H^H \quad (17)$$

#### ZF

$$W_{ZF} = \sqrt{\alpha} H (H^H H)^{-1} \quad (18)$$

#### RZF(或 MMSE)

$$W_{MMSE} = \sqrt{\alpha} H (H^H H + X + \lambda I_K)^{-1} \quad (19)$$

#### TPE

$$W_{TPE} = \sum_{j=0}^{J-1} w_j (H^H H)^j H^H \quad (20)$$

优缺点对比 优缺点如图1所示。

## 1.7 基于 AI 的预编码算法

1. Kyeongbo Kong, Woo-Jin Song, Moonsik Min, *Deep-learning-based pre-coding in multiuser MIMO downlink channels with limited feedback*, 2008.0417

基于深度学习的均衡, 反馈和预编码, 下行 MU-MIMO 系统。基站侧发送预编码使用 transmitter DNN 实现, 每个 receiver DNN 引入二值化层来模仿量化过程, 从而使能端到端训练。由于二值化层的引入导致网络的梯度失真从而容易陷入局部极小值, 网络训练过程中引入了辅

TABLE II  
ADVANTAGES AND DISADVANTAGES OF THE MF, ZF, RZF, TPE, AND PZF PRECODING TECHNIQUES

SC precoding techniques	Advantages	Disadvantages
MF	-Near optimal performance if there are more BS antennas than users -Low computational complexity -Better performance at lower SNRs	-Unable to achieve full diversity at high spectral efficiency -Suffering from error floors for all positive multiplexing gains -Having lower achievable rate in the case of less BS antennas -Not robust against interuser interference
ZF	-Low computational complexity -Higher power efficient -Better performance at high SNRs -Decoupling a multi-user channel into independent single-user channels -Achieving a large portion of dirty paper coding capacity	-Noise amplification and power penalty if the channel is highly correlated -Unable to support too many users -Medium complexity
RZF	-Guaranteed optimality if the ratio between the SINR requirement and the average channel attenuation is the same for all users	-Requiring matrix inverse calculation, leading to high complexity -Suffering from error floors for all positive multiplexing gains
TPE	-Scalable computational complexity, thus computationally efficient -Balancing precoding complexity and system throughput -More suitable for real-time hardware implementation	-Lower order techniques having limited performance -Higher performance requiring considerably more hardware
PZF	-Highly desirable closed-form performance -Low complexity -Facilitating multistream processing -Large power gain	-Spectral efficiency being tightly upper bounded by the ZF precoder

图 1: 优缺点对比

助训练网络作为教导网络，有效避免陷入局部极小值。与传统的线性预编码相比，该网络通过端到端训练达到了更高的和速率。

## 2. *Novel MMSE Precoder and Decoder Designs Subject to Per-antenna Power Constraint for Uplink Multiuser MIMO Systems, I-Tai Lu, Jialing Li and Enoch Lu, 2009*

关于多用户 MIMO 上行预编码的文章，理论比较多。文中提到，最经典的点对点 MIMO 系统在发送总功率一定时，最优预编码矩阵有最优解，但是在每根天线的功率有限或扩展到多用户 MIMO，闭式解不存在，对于 MU-MIMO，每个用户总功率有限时，可以通过两种方法寻找数值解，TCIO 和 GIA。

## 3. *Evolution of Uplink MIMO for LTE-Advanced*

LTE 中上行 MIMO 的技术介绍

## 4. *Deep Learning based Hybrid Precoding for mmWave Massive MIMO system using ComcepNet, 2020.7*

提出了新的预编码网络结构”ComcepNet“，该网络结合了复数卷积块和 Inception 网络的特征，展现了比 autoprecoder 更好的性能。

5. *Deep Learning Based Precoder Design in MIMO Systems with Finite-Alphabet Inputs*, 2020

有限元预编码

6. *Deep Learning for Distributed Channel Feedback and Multiuser Precoding in FDD Massive MIMO*, 20.07

多用户信道估计和反馈问题可以视为一个分布式信源编码问题。与传统的每个用户独立估计信道信息不同，文章提出联合设计导频并且接收端使用 DNN 直接将接收导频映射为反馈 bit，然后基站将所有用户的反馈 bit 直接映射为预编码矩阵，可以显著低提高整机性能。文章进一步提出鲁棒化设计策略，并且泛化 DNN 结构使之适应可变用户和可变的反馈 bit。Numerical results show that the DNN-based approach with short pilot sequences and very limited feedback overhead can already approach the performance of conventional linear precoding schemes with full CSI.

7. *Deep Unfolding for Communications Systems: A Survey and Some New Directions*, 2019

本文综述了深度展开的原理，并讨论了其在通信系统中的最新应用，重点讨论了多天线 (MIMO) 无线系统中的检测和预编码以及纠错码的信念传播译码。

8. *Deep reinforcement learning approach to MIMO precoding problem: Optimality and Robustness*, 2020

强化学习

9. *Model-Driven Deep Learning for Massive Multiuser MIMO Constant Envelope Precoding*

常包络预编码设计可以显著降低硬件损耗和功率损耗，但是已有的常包络预编码算法计算复杂度高。文章提出使用模型驱动的方式将深度学习与 conjugate gradient algorithm 结合，原始迭代算法展开并添加可训练参数，通过数据学习有效的参数。仿真结果表明该网络能有效抑制多用户干扰和计算复杂度。

10.

## 2 Latex 语法学习

### 2.1 伪代码

<http://hustsxh.is-programmer.com/posts/38801.html>

**algorithmic** 和 **algorithmics**   `algorithmic` 和 `algorithmicx`, 这两个包很像, 很多命令都是一样的, 只是 `algorithmic` 的命令都是大写, `algorithmicx` 的命令都是首字母大写, 其他小写 (EndFor 两个大写)。下面是 `algorithmic` 的基本命令还有 `algorithm2e`, latex 的与 `algorithm` 相关的包常用的有几个, `algorithm`、`algorithmic`、`algorithmicx`、`algorithm2e`, 可以大致分成三类, 或者说三个排版环境。最原始的是使用 `algorithm+algorithmic`, 这个最早出现, 也是最难用的, 需要自己定义一些指令。第二个排版环境是 `algorithm+algorithmicx`, `algorithmicx` 提供了一些宏定义和一些预定义好了的环境 (layout), 指令类似 `algorithmic`。第三个是 `algorithm2e`, 只需要一个包, 使用起来和编程的感觉很像, 也是我更倾向使用的包。下面是使用 `algorithm2e` 的例子。[1]

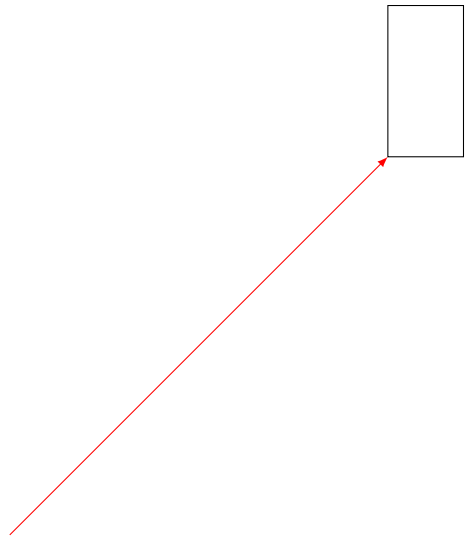
### 2.2 超链接

需要的宏包 `hyperref`,



## 2.3 插入图片

## 2.4 tikz 绘图



```
1 public class Main {  
2     public static void main(String[] args)  
3     {  
4         System.out.println("Hello , World");  
5     }  
6 }
```