

RIS-Angular-Domain

主要参考文章¹，首先复现该文章的角度域解法，同时对比其他benchmark

研究背景：

高速移动场景下的多普勒效应和多径效应难以解决，文了解决这一挑战，文中列举了四种研究方向：

- 直接对信道进行估计或预测（direct channel estimation/ prediction）
 - 线性时变信道模型（Linearly Time-Varying, LTV）
 - 基础扩展模型（basis expansion model, BEM）
- 正交时间空间频率调制（Orthogonal Time Frequency Space(OTFS) Modulation）
 - 将时变多径信道转化为（time-invariant channel）时不变信道
- 角度域的DFO估计和补偿
 - 基本思想：考虑到DFO的产生本身就是多径中AoA和AoD的不同造成的，所以直接从角度域进行DFO的估计和补偿。目前，在小规模和大规模MIMO系统中均有角度域估计的研究，但是基于最大似然（ML）的MIMO信道联合估计方法会引入较大的信道开销；而且无法获得空分增益和阵列信噪比增益。
- 基于码本的波束赋形和波束跟踪
 - 不通过信道估计，直接尝试现有码本中的方案
 - 遍历搜索（Exhaustive Search, ES）方案
 - 分层搜索（hierarchical search, HS）方案。ES的低开销改进版
 - 问题：量化误差（quantization error）和信道老化（channel aging）；针对快衰落信道效果不佳（快速移动场景效果不好）

本文中发端和收端均采用大规模MIMO天线，在提高谱效的同时提高高速移动场景下的链路可靠性。

但是由于高维度的信道矩阵会造成高信道开销，并且现有方法（基于压缩感知 Compressive Sensing, CS）主要应用在满衰落信道中，无法应用在快衰落的高速移动场景下。

所以提出了一种方法：

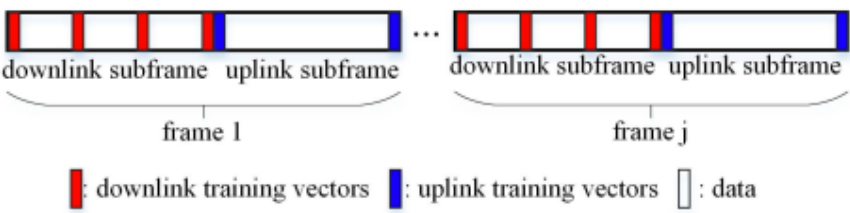
- 角度域选择性信道跟踪和多普勒效应补偿方法（Angular-domain selective channel tracking and Doppler compensation scheme）
 - 利用了mmWave大规模MIMO信道的动态稀疏性（dynamic sparsity）
 - 在上下行链路应用预编码训练（precoded training）

主要贡献：

- 角度域选择性信道跟踪
- 角度域选择性信道补偿
- 基于动态变分bayesian 接口（dynamic VBI）
 - three layer hierarchical Markov model
 - 变分贝叶斯推理（Variational Bayesian Inference, VBI）;稀疏贝叶斯学习（Sparse Bayesian Learning, SBL）无法直接应用
 - 提出新的多普勒感知的动态VBI（Doppler-aware-dynamic Variational Bayesian inference, DD-VBI）
 - 该方法将VBI和信息传递方法（message-passing approaches）相结合

系统模型：

帧结构



单用户时分系统

分为上行和下行两种subframe

每个 t -th subframe中都有 N_p 个相同的训练向量 \mathbf{v}_t ，这保证了在用户端可以估计（部分的）信道特征。

- 在下行链路中，基于估计的特征，用户会使用多普勒补偿矩阵（Doppler compensation matrix）对多普勒效应作出补偿。在本质上将快速时变信道转换为慢时变有效信道（slow time-varying effective channel）
- 在上行链路中，在每个subframe的头和尾有两种训练向量，该向量是用于在多普勒补偿之后估计慢时变有效通道（slow time-varying effective channel）

上行链路在 t -thsubframe中优化

下行链路在 $(t - 1)$ -th subframe后优化

多普勒和多径信道模型

Notation	Meaning	Notation	Meaning
N_p	Number of downlink training vectors	$\theta_{T,t,q} (\theta_{R,t,q})$	The AoD (AoA) of the q -th path
\mathbf{v}_t	Downlink training vector	η_t	Rotation angle of user's antenna array
$M(N)$	Number of BS (user) antennas	$\tilde{\theta}_{T,m} (\tilde{\theta}_{R,m})$	m -th AoD grid (AoA grid)
L_t	Number of propagation paths	$\beta_{T,t} (\beta_{R,t})$	The AoD(AoA) off-grid vector
$\alpha_{t,q}$	The path gain of the q -th path	N_b	Number of RF chains at the user
$f_{d,t}$	The maximum DFO	$\tilde{M}(\tilde{N})$	Number of AoD (AoA) grid

基站和用户都使用半波长间隔ULA

由于系统工作在窄带，所以信道衰落为平稳衰落，用下式表示在 $t - th$ subframe中 $i - th$ symbol的下行信道矩阵²：

$$\mathbf{H}_{t,i} = \sum_{q=1}^{L_t} \alpha_{t,q} e^{j2\pi f_{d,t} i \cos(\theta_{R,t,q} + \eta_t)} \mathbf{a}_R(\theta_{R,t,q}) \mathbf{a}_T^H(\theta_{T,t,q})$$

$f_{d,t}$ 泛化最大DFO

η_t 用户相对于运动方向的 rotation angle

角度域信道表示

由于假设每个subframe内当前symbol所有参数恒定不变，则在后文的表达式中省略所有变量中的 t 脚标

接下来分别对AoD和AoA在 $[-\pi/2, \pi/2]$ 上进行 \tilde{M} 和 \tilde{N} 离散化

但是离散化必然会导致量化误差，所以本文提出了³

off-grid basis for the angular domain channel representation

令 $\tilde{\theta}_{T,m_q}$ 和 $\tilde{\theta}_{R,n_q}$ 表示距离真实角度 $\theta_{T,q}$ 和 $\theta_{R,q}$ 最近的离散角度，引入 `off-grid vector` 的概念：

$\beta_T = \left[\beta_{T,1}, \beta_{T,2}, \dots, \beta_{T,\tilde{M}} \right]^T$ 该向量满足：

$$\beta_{T,m} = \begin{cases} \theta_{T,q} - \tilde{\theta}_{T,m_q}, & m = m_q, \quad q = 1, 2, \dots, L \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\beta_{R,n} = \begin{cases} \theta_{R,q} - \tilde{\theta}_{R,n_q}, & n = n_q, \quad q = 1, 2, \dots, L \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Noted

q 和 m_q 是一一对应的关系，这个关系在刚开始制定量化划分的时候就需要足够密集以保证每个 q 可以分得一个唯一的grid point

Noted

本质上来讲off-grid vector 是所有路径的量化误差向量，但并不代表误差，他其实代表了一种定位手段。在这种定位手段假设量化的所有grid point上均有一个对应的传播路径，至于grid point和实际的误差和grid point 上到底有没有传播路径，则是由 β_T 和 β_R 所描述的

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_{R,i}(\varphi) &= [\tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^1), \dots, \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^N)] \in \mathbb{C}^{N \times N} \\ \mathbf{A}_T(\beta_T) &= [\mathbf{a}_T(\tilde{\theta}_{T,1} + \beta_{T,1}), \dots, \mathbf{a}_T(\tilde{\theta}_{T,\tilde{M}} + \beta_{T,\tilde{M}})] \in \mathbb{C}^{M \times \tilde{M}} \\ \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^n) &= \mathbf{a}_R(\tilde{\theta}_{R,n} + \beta_{R,n}) \times e^{j2\pi f_a i \cos(\tilde{\theta}_{R,n} + \beta_{R,n} + \eta)} \end{aligned}$$

为了可以写成更加紧凑的矩阵形式，定义了矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 表示对应path的path loss：

$$\tilde{x}_{n,m} = \begin{cases} \alpha_q, & (n,m) = (n_q, m_q), \quad q = 1, 2, \dots, L \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

最后的MIMO信道矩阵可以表示为：

$$\mathbf{H}_i(\varphi, \beta_T) = \mathbf{A}_{R,i}(\varphi) \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{A}_T^H(\beta_T)$$

注意到，以上推导也可以在二维天线阵列中进行推导

个人理解

以上步骤只是将多径求和换了一种写法，在量化之后就又通过 β_T 和 β_R 弥补了量化误差，实际结果和直接写求和是一样的

角度域选择性信道跟踪和多普勒补偿

- mmWave massive MIMO 信道的动态稀疏性（dynamic sparsity）
- 利用用户端多天线阵列的高AoA分辨率

来估计：信道参数、AoA、rotation angle、maximum DFO

- 目的：
 - 将高维快速衰落信道转化为低维慢衰落信道
- 关键技术：
 - 角度域选择性信道跟踪
 - 选择性多普勒补偿
 - 慢衰落信道估计
 - 下行训练向量设计

A 用户端的角度域选择性信道跟踪

- 目的
 - 估计用于多普勒补偿的信道特征

由于信道模型中的DFO参数和AoA存在一对一的对应关系，而且用户处的大规模天线带来的空间高分辨率可以将不同DFO从不同AoA中分离出来

但是这样的代价是由于BS和用户都使用大规模天线，使得参数维度过高，需要估计的参数有：全角度域信道矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 、rotation angle η 、maximum DFO f_d 。

为了减小信道开销和信道估计性能，本文提出了**部分估计**信道特征的方法。

$$\begin{aligned}\mathbf{H}_i \mathbf{v} &= \sum_{n=1}^{\tilde{N}} \sum_{m=1}^{\tilde{M}} \tilde{x}_{n,m} \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^n) \mathbf{a}_T^H(\tilde{\theta}_{T,m} + \beta_{T,m}) \mathbf{v} \\ &= \sum_{n=1}^{\tilde{N}} x_n \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^n) = \mathbf{A}_{R,i}(\varphi) \mathbf{x}\end{aligned}$$

最终估计的是部分信道信息： φ & \mathbf{x}

如果每个训练向量都不一样则开销增加 N_q 倍。

在接收端收到的训练向量的信号为：

$$\mathbf{y} = [\mathbf{H}_i \mathbf{v} + \mathbf{n}_i]_{i \in \mathcal{N}_p}$$

被估计的量：

the estimated partial channel coefficients $\hat{\mathbf{x}}$,

the AoA off-grid vector $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$,

rotation angle $\hat{\eta}$ and

maximum DFO \hat{f}_d

B 用户端的角度域选择性多普勒补偿

利用A中估计得到的 $\hat{\mathbf{x}}$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$, $\hat{\eta}$ and \hat{f}_d 对高维快速衰落信道进行降维。

1. 在 N 个AoA中选取 N_q 个能量最大的方向，将 $|x_n|^2$ 作为 $n - th$ AoA上的信号能量
 - N_d 是用来在空分复用增益和有效CSI信道开销之间作权衡的变量
2. 由于每一个AoA方向均有一个DFO部分： $e^{j2\pi f_d i \cos(\tilde{\theta}_{R,n} + \beta_{R,n} + \eta)}$ ，所以，会有DFO的补偿向量
 - $\tilde{\mathbf{a}}_{R,i}^H(\varphi^n) = \mathbf{a}_R^H(\tilde{\theta}_{R,n} + \hat{\beta}_{R,n}) \times e^{-j2\pi \hat{f}_d i \cos(\tilde{\theta}_{R,n} + \hat{\beta}_{R,n} + \eta)}$
 - 选取部分AoA方向： $\mathbf{W}_i^d = [\tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^n)]_{n \in \mathcal{N}_d} \in \mathbb{C}^{N \times N_d}$
 - 转换为慢时变信道： $\mathbf{H}_i^s = (\mathbf{W}_i^d)^H \mathbf{H}_i$
3. \mathbf{H}_i^s 是经过多普勒补偿之后的信道信息，
 - 将 $(\mathbf{W}_i^d)^H$ 看作是一个列的向量的向量，将 \mathbf{H}_i 看作是一个整体，并写为 $\sum_{n=1}^{\tilde{N}} \sum_{m=1}^{\tilde{M}} \tilde{x}_{n,m} \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^n) \mathbf{a}_T^H(\tilde{\theta}_{T,m} + \beta_{T,m})$,
 - 可以看作是：

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{N_d} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \mathbf{H}_i \\ \mathbf{w}_2 \mathbf{H}_i \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{N_d} \mathbf{H}_i \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{H}_i^s = \sum_{m=1}^{\tilde{M}} \left[\tilde{\mathbf{x}}_{n,m} + \sum_{\tilde{n}=1, \tilde{n} \neq n} \tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{n},m} \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}^H(\varphi^n) \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^{\tilde{n}}) \right]_{n \in \mathcal{N}_d} \\ \times \mathbf{a}_T^H(\tilde{\theta}_{T,m} + \beta_{T,m}) = \mathbf{H}^s + \Delta \mathbf{H}_i$$

◦

◦ 由此就将信道信息分为了慢时变信道和快时变信道：

◦ 慢时变： $\mathbf{H}^s = \sum_{m=1}^{\tilde{M}} [\tilde{\mathbf{x}}_{n,m}]_{n \in \mathcal{N}_d} \mathbf{a}_T^H(\theta_{T,m} + \beta_{T,m})$ ，可以看到和subframe index i 无关，也就是说该部分在整个frame中保持恒定。

◦ 快时变： $\Delta \mathbf{H}_i = \sum_{m=1}^{\tilde{M}} \left[\sum_{\tilde{n}=1, \tilde{n} \neq n}^{\tilde{N}} \tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{n},m} \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}^H(\varphi^n) \tilde{\mathbf{a}}_{R,i}(\varphi^{\tilde{n}}) \right]_{n \in \mathcal{N}_d} \\ \times \mathbf{a}_T^H(\theta_{T,m} + \beta_{T,m})$

4. 快时变组件 $\Delta \mathbf{H}_i$ 的二阶矩（方差）大小是遵从 $\mathcal{O}\left(\frac{L}{N^2}\right)$ 可以看到：

- 增加接收天线的规模可以使其减小
- 多径增加会使其增大，接收信号更不稳定。
- 当 N 足够大， $\Delta \mathbf{H}_i$ 的能量可以被忽略

5. 大规模MIMO

- 角度域方法应用了大规模MIMO中的渐变（asymptotical）特性
- 更大规模的接收机天线会带来更高的空间分辨率，从而提取不同AoA中的多普勒特性
- 当 N 足够大，阵列相应中的 $\alpha_R(\theta)$ 相互正交， $\Delta \mathbf{H}_i$ 的能量可以被忽略

C BS端慢时变信道估计

在经典场景下，基站处的射频链路数量是基站天线数量的1/2 or 1/4。因此在上行链路估计中，用户可以 $2N_d$ or $4N_d$ 个正交的训练向量（pilots）。这些信号会帮助基站估计信道信息： \mathbf{H}_i^s 。BS基于估计的 \mathbf{H}_i^s 设计precoding策略，这种策略可以用于both上行和下行。

1. \mathbf{H}_i^s （这里怀疑是写错了，应该是 \mathbf{H}^s ）的相关时间比多普勒补偿之后的符号时间（symbol durations）要大得多⁴ 所以每一个frame的时长必须要比 \mathbf{H}_i^s 的相干时间要短。
2. 因此，每个frame可以容纳的symbol数量远远大于 N_d （有效AoA的数量，代表开销数量级），所以，本文提出的方案是可以在实际系统中所接受的。

D BS端的训练向量设计

Noted

绘图采用liboffice绘制

1. G. Liu, A. Liu, R. Zhang and M. Zhao, "Angular-Domain Selective Channel Tracking and Doppler Compensation for High-Mobility mmWave Massive MIMO," in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 20, no. 5, pp. 2902-2916, May 2021, doi: 10.1109/TWC.2020.3045272. [↗](#)

2. W. U. Bajwa, J. Haupt, A. M. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels," Proc. IEEE, vol. 98, no. 6, pp. 1058-1076, Jun. 2010. [↗](#)

3. J. Dai, A. Liu, and V. K. N. Lau, "FDD massive MIMO channel estimation with arbitrary 2D-array geometry," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 66, no. 10, pp. 2584–2599, May 2018. [↵](#)
4. W. Guo, W. Zhang, P. Mu, F. Gao, and H. Lin, "High-mobility wideband massive MIMO communications: Doppler compensation, analysis and scaling laws," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 18, no. 6, pp. 3177–3191, Jun. 2019. [↵](#)