

大规模MIMO海量设备 免调度非正交接入

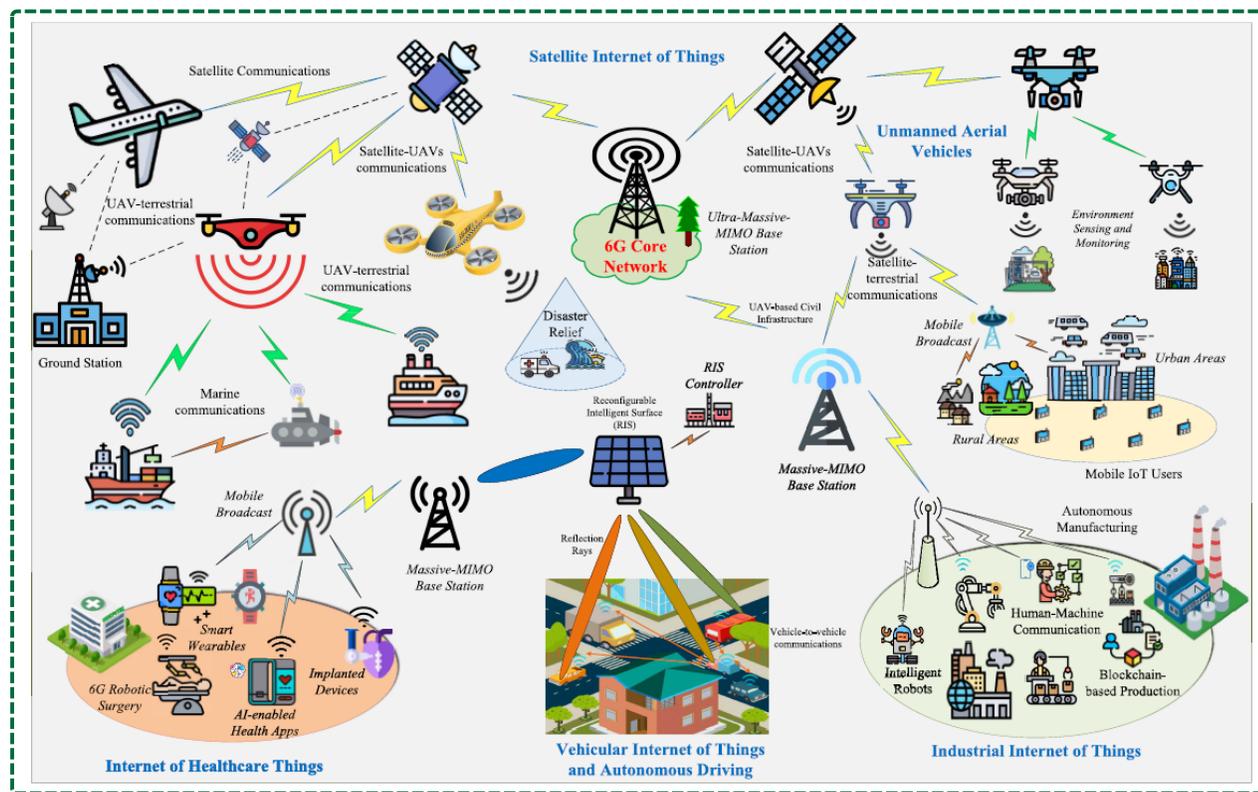
北京理工大学 高镇

gaozhen16@bit.edu.cn
<https://gaozhen16.github.io>

2023年8月5日

物联网是数字化、网络化、智能化社会的核心驱动力 [Chen'20]

最终目标是实现空-天-地-海全域万物智联，构建集深度环境感知、高效信息融合、精确数据分析、高度自主决策等功能于一体的智能化网络生态系统



□ 大规模的物联网产业落地已经成为国内外社会发展的必然趋势，也是我国**十四五**建设时期的重中之重



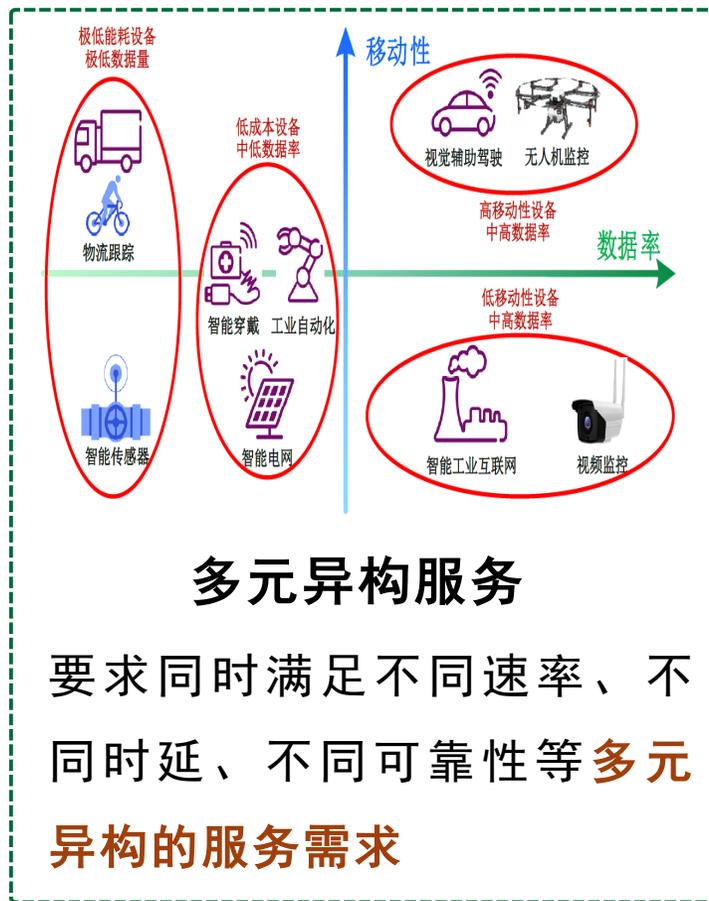
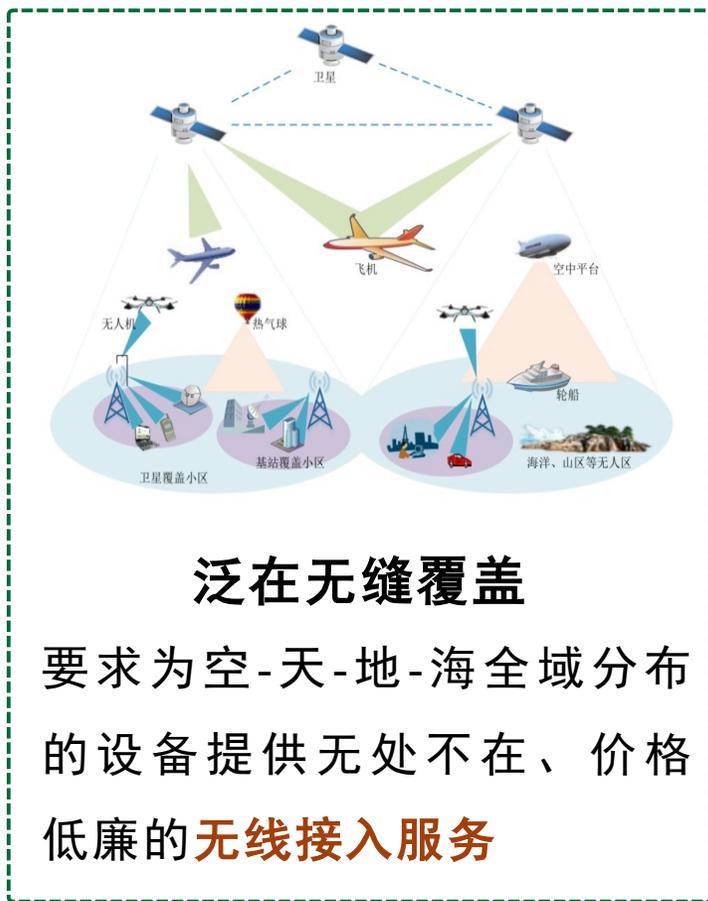
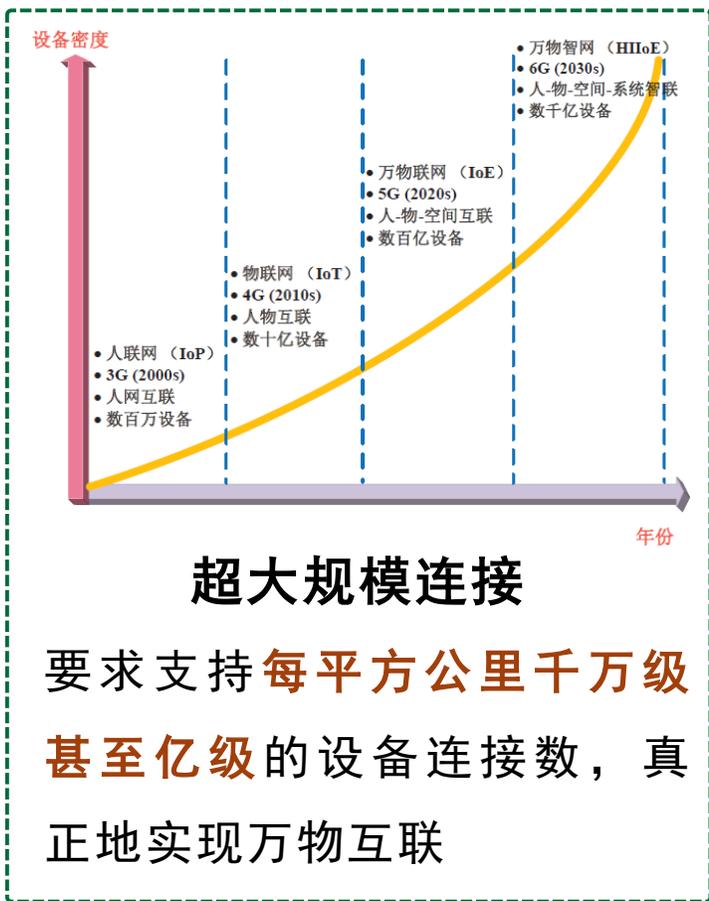
- 约**87%**的企业希望继续增加物联网应用
- 到2030年，全球通信服务提供商物联网收入的复合年均增长率将达到**24.9%**



- 曾**五次提及**物联网及其相关产业的发展要求和重点
- 将物联网列为我国**七大数字经济支柱产业之一**

到2030年，全球接入网络的物联网设备数量将高达**5000亿**，是届时世界人口总数的**59倍**

□ 未来物联网应用的技术需求 [Guo'21]



[Guo'21] Guo F, Yu F R, Zhang H, et al. Enabling massive IoT toward 6G: A comprehensive survey [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8 (15): 11891–11915.

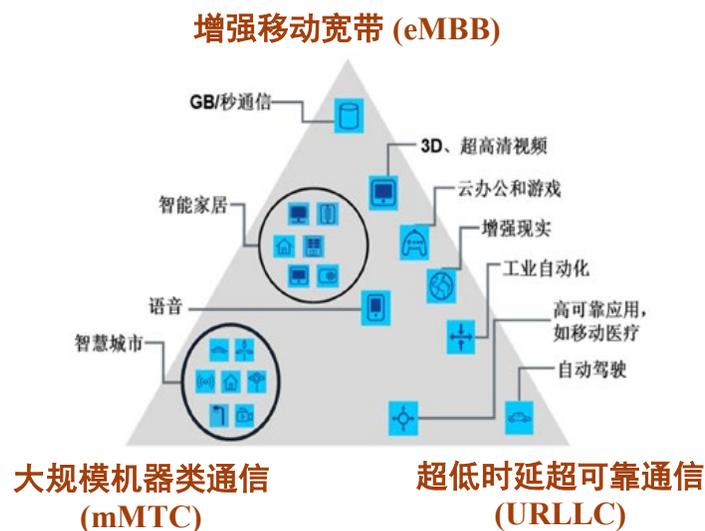
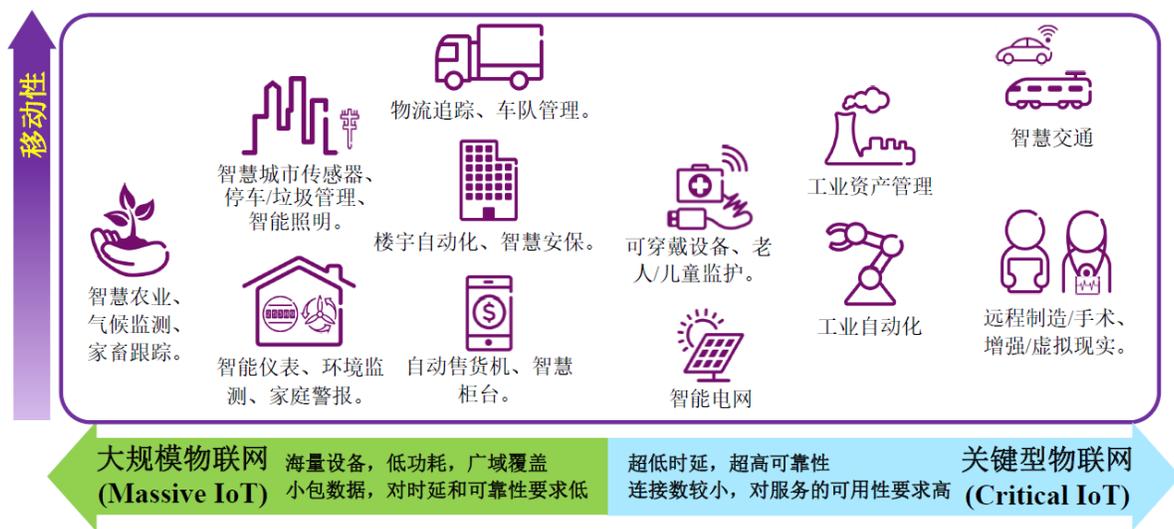
□ 5G对物联网的支持

5G的三大技术场景

- eMBB侧重于**人类通信**的**大带宽**、**高速率**和**高谱效**需求
- mMTC侧重于**大规模物联网**的**大连接**和**低能耗**需求
- URLLC侧重于**关键型物联网**的**低时延**和**高可靠**需求

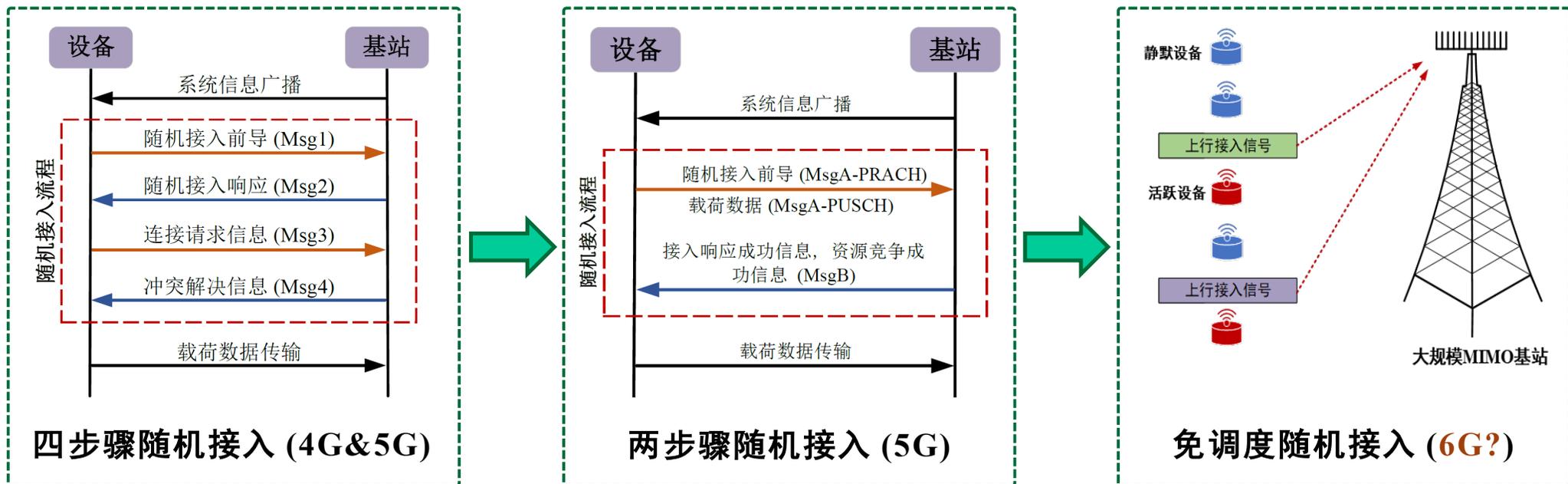
5G的局限性

- 可容纳的设备数量有限，**扩展性差**
- 覆盖范围有限，**无法实现全域无缝覆盖**
- 根据服务需求不同，采用**分而治之**的策略



未来6G移动通信网络如何高效可靠地支持海量物联网设备接入？

□ 免调度随机接入技术的优越性



👎 基于调度的随机接入技术

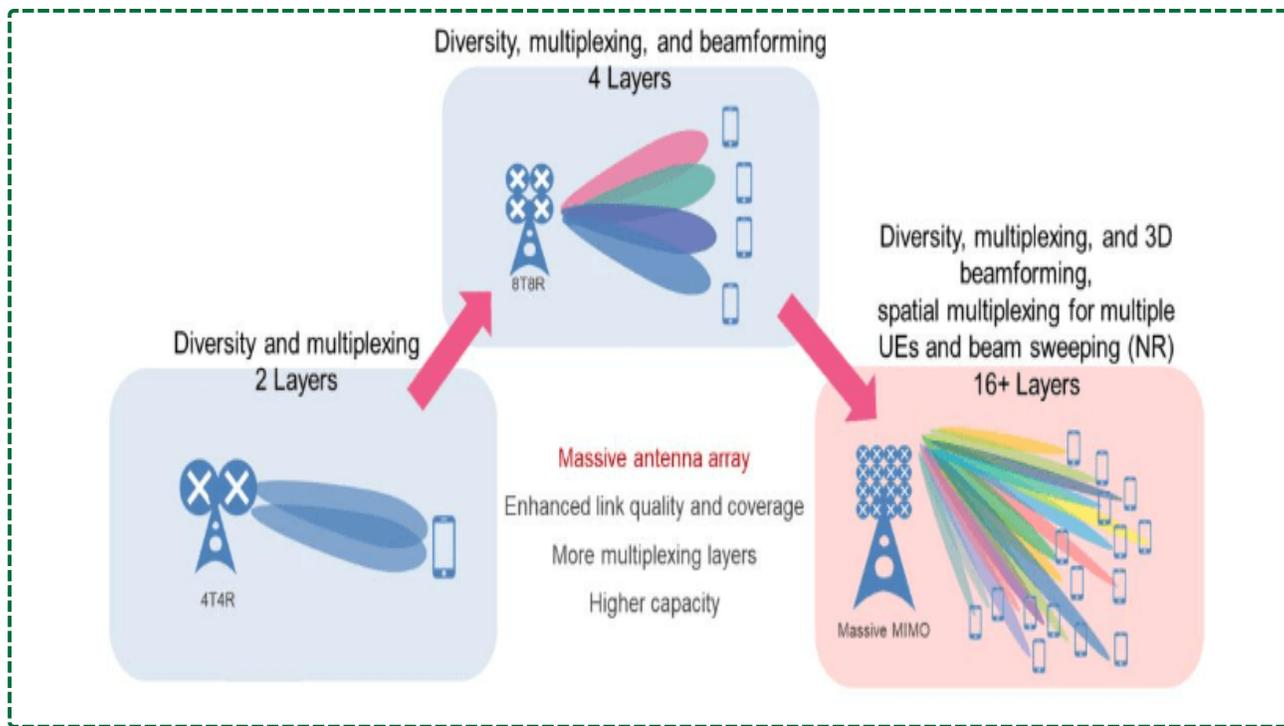
- 需要复杂的接入调度，接入时延高
- 可容纳设备数量有限，扩展性差
- 设备复用正交资源传输，效率低
- 基站接收机设计简单

👍 免调度的随机接入技术

- 无需复杂的接入调度，接入时延低
- 可容纳海量的物联网设备，扩展性强
- 设备复用非正交资源传输，效率高
- 基站接收机设计较复杂

□ 大规模MIMO技术的优越性 [Bana'19]

基站可以在不增加时频资源的前提下，**显著提高**上行随机接入**可容纳的设备数量上限**



- 空间复用增益 → 提升可容纳的设备数量
- 空间分集增益 → 提升传输可靠性
- 波束赋形增益 → 提升能量效率，降低干扰

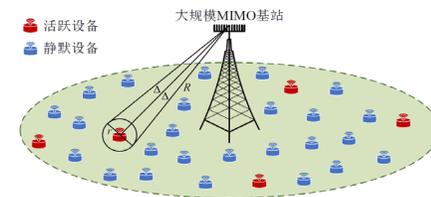


大规模MIMO+免调度非正交接入
是6G海量接入的必然趋势 [Liu'18]

[Bana'19] Bana A-S, De Carvalho E, Soret B, et al. Massive MIMO for Internet-of-Things (IoT) connectivity [J]. *Physical Communication*, 2019, 37: 100859.

[Liu'18] Liu L, Yu W. Massive connectivity with massive MIMO—Part I: Device activity detection and channel estimation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66 (11): 2933–2946.

1 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计



2 基于预均衡的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 LEO卫星MIMO免调度OTFS-NOMA海量接入

M. Ke, **Z. Gao***, et al, "Compressive Sensing-Based Adaptive Active User Detection and Channel Estimation: Massive Access Meets Massive MIMO," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 764-779, 2020.

M. Ke, **Z. Gao***, et al, "Massive Access in Cell-Free Massive MIMO-Based Internet of Things: Cloud Computing and Edge Computing Paradigms," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 39, no. 3, pp. 756-772, March 2021.

问题描述 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

□ 系统配置及场景

- 单个基站配备**大规模的均匀线性阵列**
- **海量设备**均匀地分布在基站的覆盖范围内
- 采用**免调度随机接入技术**上行发送数据

□ 主要挑战

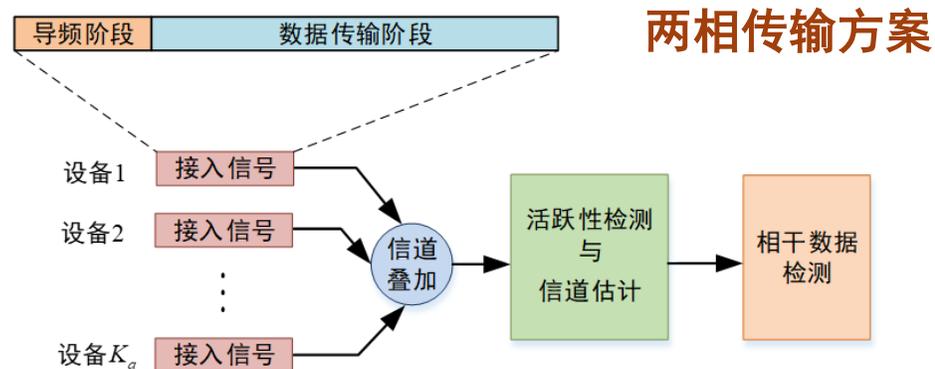
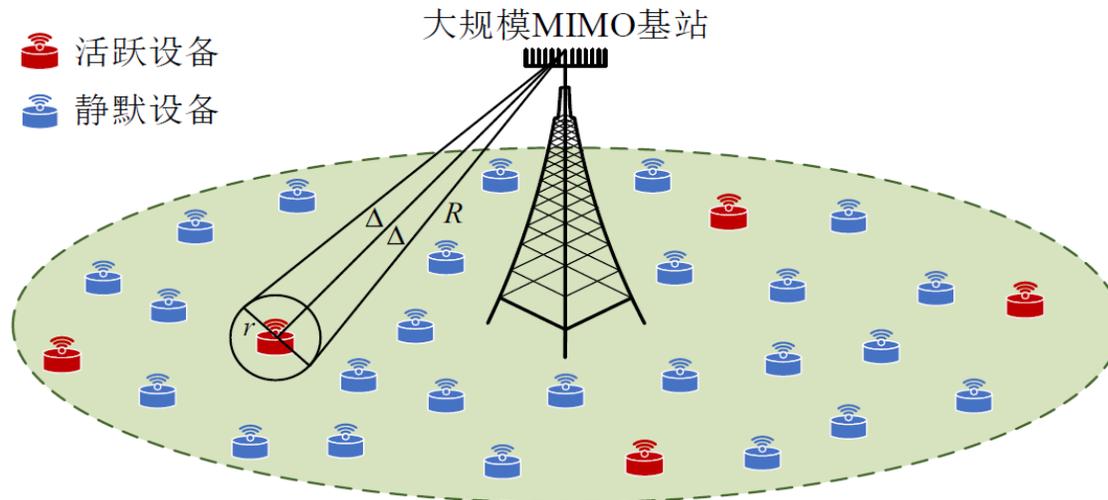
- 如何根据**混叠**的接收信号实现**活跃性检测、信道估计和数据检测**?

□ 新的机遇

- 物联网设备**上行流量的稀疏性**，部分设备活跃
- 大规模MIMO基站**丰富的空间自由度**



基于非正交导频的相干数据检测框架



- **导频阶段**: 基于**压缩感知**的活跃性检测和信道估计
- **数据阶段**: MIMO多用户检测

研究现状 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

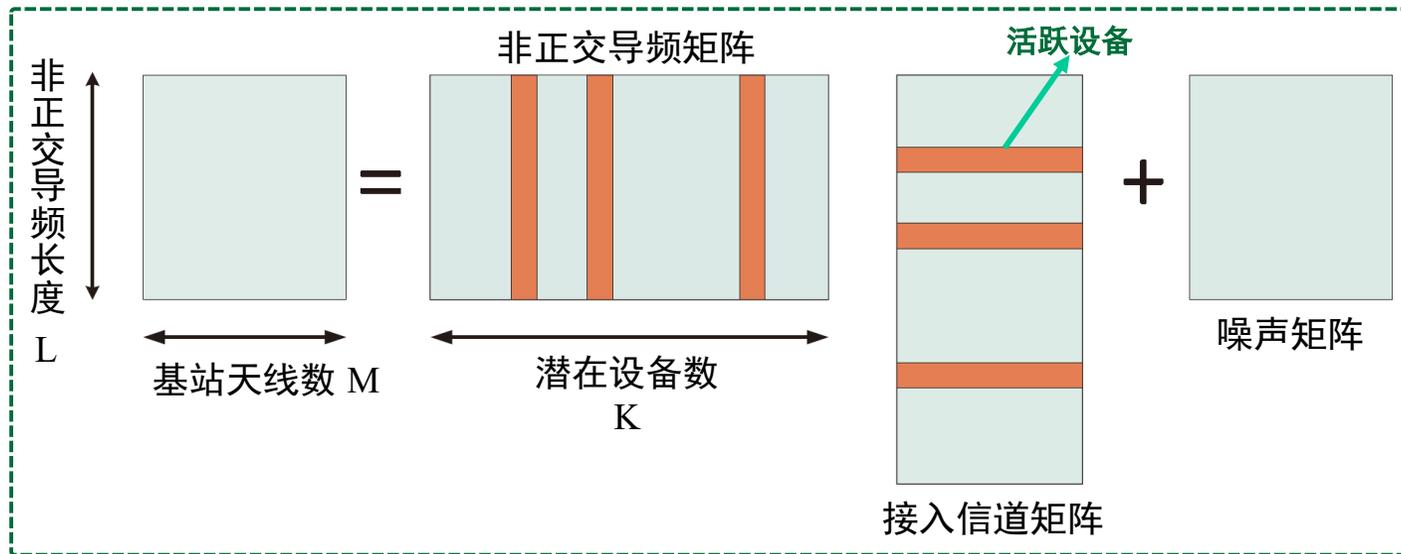
联合活跃性检测和信道估计

$$\mathbf{Y} = \mathbf{S}\mathbf{H} + \mathbf{N}$$

- $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K]$
- $\mathbf{H} = [\alpha_1 \mathbf{h}_1, \alpha_2 \mathbf{h}_2, \dots, \alpha_K \mathbf{h}_K]^T$
- α_k 为活跃性因子, 取1活跃, 取0静默



多观测矢量 (MMV) 压缩感知问题



压缩感知重构算法

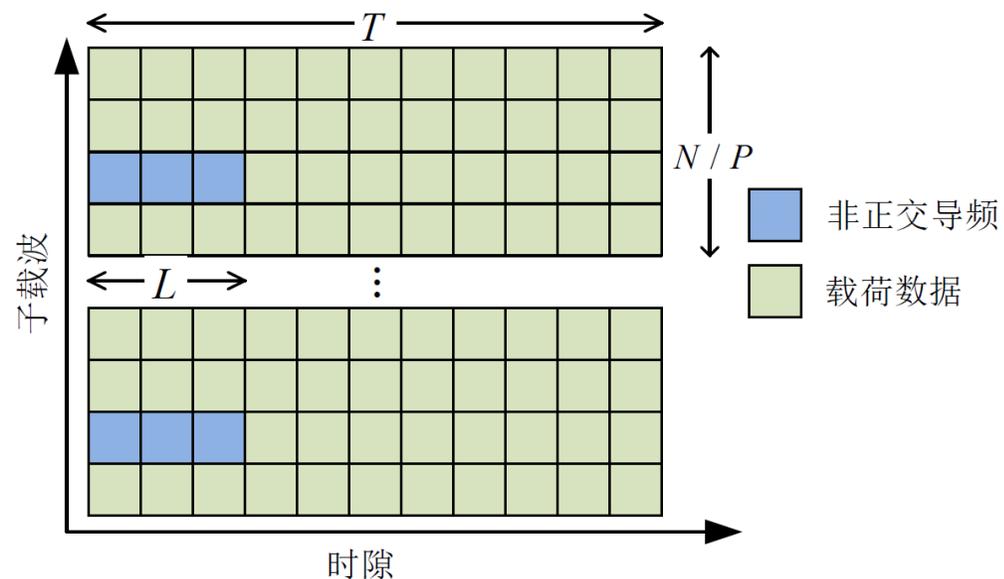
- 凸松弛算法: 重构精度高, 复杂度高
- 贪婪类算法: 重构精度低, 复杂度低
- 贝叶斯算法: 充分利用先验信息, 可以在性能和复杂度之间进行灵活折衷

现有研究工作的局限性

- 缺陷1: 仅考虑窄带物联网, 不支持AR、远程医疗等**宽带大流量场景**
- 缺陷2: 未能充分利用大规模MIMO接入信道矩阵**多域结构化稀疏性**
- 缺陷3: 考虑固定的导频时隙开销, 不适应活跃设备数量和信道环境时变的**动态场景**

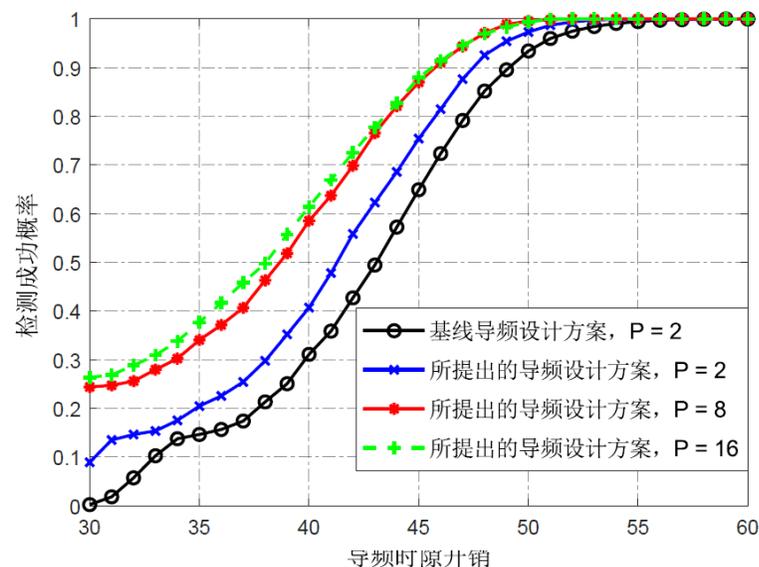
上行信号的帧结构

- 采用OFDM技术对抗信道的**频率选择性衰落**
- 在时域上划分成**导频传输**和**数据传输**两个阶段
- 在频域上采用**梳状导频**降低开销及计算复杂度



基于分布式压缩感知的导频设计

- 非正交导频矩阵的性质影响压缩感知重构性能
- 发送导频符号服从**独立标准复高斯分布**
- 不同导频子载波上的导频矩阵应**互不相同**

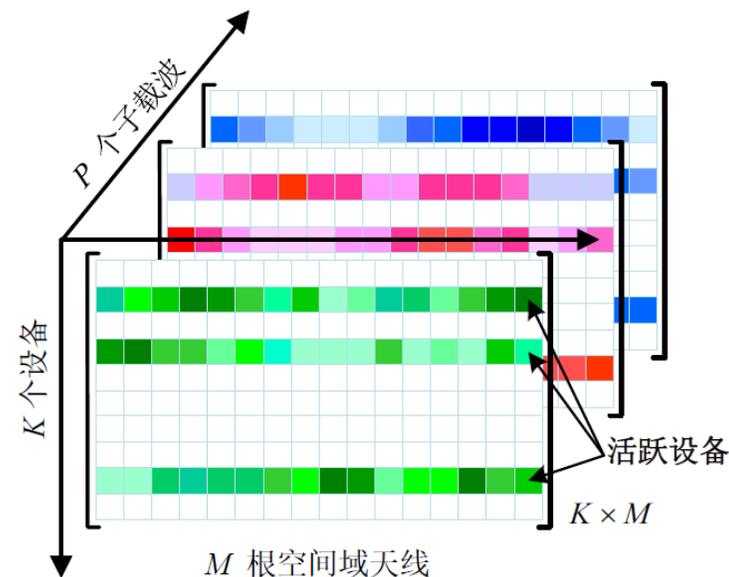


子载波间的导频多样性有利于提高设备活跃性检测

接收信号模型

空间-频率域: $\mathbf{Y}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{H}_p + \mathbf{N}_p, 1 \leq p \leq P$

空间-频率域接入信道矩阵 $\left\{ \mathbf{H}_p \right\}_{p=1}^P$



- 接入信道矩阵的列具有稀疏性
- 不同天线和不同子载波具有共同的稀疏图样
- 空间-频率域结构化稀疏性有利于活跃性检测

活跃性检测和信道估计 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

接收信号模型

空间-频率域: $\mathbf{Y}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{H}_p + \mathbf{N}_p, 1 \leq p \leq P$

↓ DFT变换

角度-频率域: $\mathbf{R}_p = \mathbf{Y}_p \mathbf{A}_R^* = \mathbf{S}_p \mathbf{W}_p + \tilde{\mathbf{N}}_p, 1 \leq p \leq P$

↓ 变换矩阵

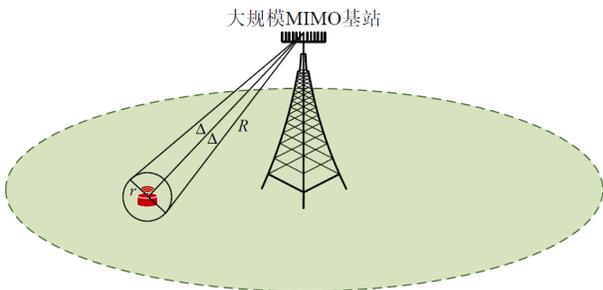
↑ 导频子载波索引

大规模MIMO信道模型

$$\mathbf{h}_{p,k} = \rho_k \underbrace{\sum_{l=1}^L \beta_{k,l} \mathbf{a}_R(\phi_{k,l})}_{\text{小尺度衰落}} e^{-j2\pi\omega_{k,l} \left[\frac{B_s}{2} + \frac{B_s(pN/P-1)}{N} \right]}_{\text{大尺度衰落}}$$

大尺度衰落

小尺度衰落

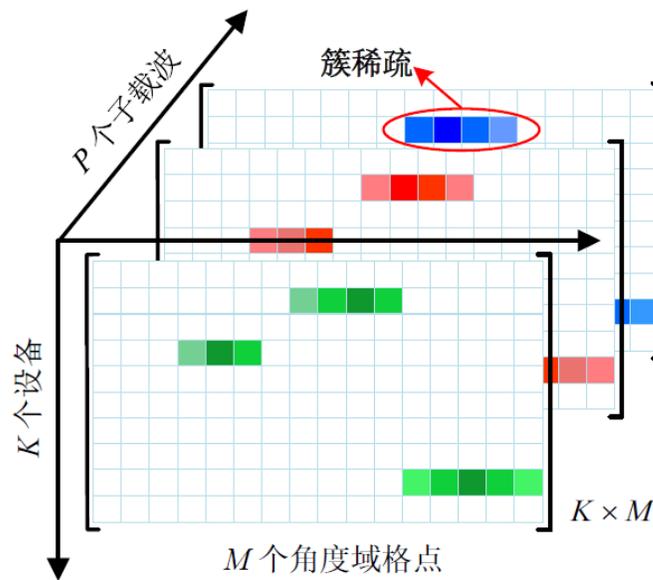


单环信道模型



虚拟角度域稀疏性

角度-频率域接入信道矩阵 $\{\mathbf{W}_p\}_{p=1}^P$



- 天线维度上呈现**增强的簇稀疏性**
- 不同子载波保持**共同的稀疏图样**
- 角度-频率域结构化稀疏性**有利于信道估计**

接收信号模型

空间-频率域: $\mathbf{Y}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{H}_p + \mathbf{N}_p, 1 \leq p \leq P$



角度-频率域: $\mathbf{R}_p = \mathbf{Y}_p \mathbf{A}_R^* = \mathbf{S}_p \mathbf{W}_p + \tilde{\mathbf{N}}_p, 1 \leq p \leq P$

↓ 变换矩阵



广义多观测矢量 (GMMV) 压缩感知问题



$P=1$ (单载波)
 $\mathbf{S}_1 = \dots = \mathbf{S}_P$ (相同导频)

传统的多观测矢量 (MMV) 压缩感知问题

GMMV可以获得更好的压缩感知重构性能

↑ 导频子载波索引

本方案总结

- 联合活跃性检测和信道估计:
 - 空间-频率域方案
 - 角度-频率域方案
- 交替活跃性检测和信道估计:
 - 固定导频开销
 - 自适应导频开销

接入信道矩阵的MMSE估计

- 可以低复杂度地求解GMMV压缩感知问题
- 可以灵活利用空间-频率域或角度-频率域结构化稀疏性

$$\hat{h}_{k,m} = \int h_{k,m} p(h_{k,m} | \mathbf{Y}) dx_{k,m}, \forall k, m$$

$$p(h_{k,m} | \mathbf{Y}) = \int p(\mathbf{H} | \mathbf{Y}) d\mathbf{H}_{\setminus k,m}$$

涉及多维积分，在海量设备和大量天线的情况下将

难以求解



低复杂度近似

GMMV-近似消息传递 (AMP) 算法

① 构建接入信道矩阵的因子化先验模型

$$p_0(\mathbf{H}) = \prod_{m=1}^M \prod_{k=1}^K \left[\underbrace{(1 - \lambda_{k,m}) \delta(h_{k,m})}_{\text{零元素分布}} + \underbrace{\lambda_{k,m} \mathcal{CN}(h_{k,m}; \mu_{k,m}, \tau_{k,m})}_{\text{非零元素分布}} \right]$$

稀疏比: 非零概率

伯努利-复高斯分布

- 稀疏比的取值和相关性可以分别刻画接入信道矩阵的稀疏程度和稀疏结构
- 复高斯分布的均值和方差可以刻画信道增益的统计特性



可以灵活地对接入信道矩阵的统计特性和多域结构化稀疏性进行建模

② 定理1: 边际后验概率的低复杂度近似

$$\mathbf{Y} = \mathbf{S}\mathbf{H} + \mathbf{N}$$

设备数: $K \rightarrow \infty$
 稀疏比: $\gamma = K_a / K$
 压缩比: $\kappa = L / K$

中心极限定理
 泰勒级数展开



迭代地将信道矩阵估计问题解耦成KM个**独立的标量估计问题**

$$C_{k,m}^t = h_{k,m} + \mathcal{CN}(0, D_{k,m}^t), \forall k, m$$

等效高斯观测

等效噪声 (AWGN+近似误差)

计算复杂度与问题维度呈线性关系

③ 计算边际后验概率

$$p(h_{k,m} | \mathbf{Y}) \approx \frac{1}{Z} p_0(h_{k,m}) \mathcal{CN}(h_{k,m}; C_{k,m}^t, D_{k,m}^t)$$

代入先验

$$p(h_{k,m} | \mathbf{Y}) = \underbrace{(1 - \pi_{k,m}^t)}_{\text{零元素}} \delta(h_{k,m}) + \underbrace{\pi_{k,m}^t \mathcal{CN}(h_{k,m}; A_{k,m}^t, B_{k,m}^t)}_{\text{非零元素}}$$

可以获得后验均值和后验方差的显式表达式

④ 基于期望最大化 (EM) 算法的超参数学习

E步骤: $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t) = \mathbb{E}[\ln p(\mathbf{H}, \mathbf{Y}) | \mathbf{Y}; \boldsymbol{\theta}^t]$

M步骤: $\boldsymbol{\theta}^{t+1} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^t)$

自适应学习未知的超参数: $\boldsymbol{\theta} = \{ \gamma_{k,m}, \mu_{k,m}, \tau_{k,m}, \sigma | \forall k, m \}$

⑤ 基于多域结构化稀疏的稀疏比更新

传统EM更新: $\lambda_{p,k,m}^{t+1} = \pi_{p,k,m}^t, \forall p,k,m$

先验稀疏比 \uparrow 后验稀疏比 \uparrow 各个元素独立更新 \nearrow

多域结构化稀疏性 \downarrow

优化EM更新: $\lambda_{p,k,m}^{t+1} = \frac{1}{|\mathcal{N}_{p,k,m}|_c} \sum_{(o,l,u) \in \mathcal{N}_{p,k,m}} \pi_{o,l,u}^{t+1}$

- 空间-频率域: 所有天线和子载波平均

$$\mathcal{N}_{p,k,m} = \{(o,l,u) | 1 \leq o \leq P, l = k, 1 \leq u \leq M\}$$

- 角度-频率域: 相邻元素平均

$$\mathcal{N}_{p,k,m} = \{(p \pm 1, k, m), (p, k, m \pm 1)\}$$

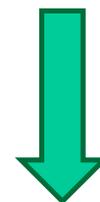
可以灵活利用不同类型的结构化稀疏性

⑥ 基于置信因子的活跃性检测器

定理2: 当GMMV-AMP算法收敛时, 置信因子满足

$$\pi_{p,k,m} \rightarrow \begin{cases} 1, & h_{p,k,m} \neq 0 \\ 0, & h_{p,k,m} = 0 \end{cases}$$

置信因子指示设备处于活跃状态的可能性大小



$$r(x; \varepsilon) = \begin{cases} 1, & x \geq \varepsilon \\ 0, & x < \varepsilon \end{cases}$$

$$\hat{\alpha}_k = \begin{cases} 1, & \frac{1}{PM} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M r(\pi_{p,k,m}; \varepsilon) \geq p \\ 0, & \frac{1}{PM} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M r(\pi_{p,k,m}; \varepsilon) < p \end{cases}$$

参数 ε 和 p 影响虚警和漏检概率

⑦ 定理3: 状态演进方程

定义随机变量 H_0 与信道矩阵同分布, $n \sim \mathcal{CN}(0,1)$

$$C^t = h_0 + \sqrt{\frac{\sigma^2 + KE^t}{L}}n, D^t = \frac{\sigma^2 + KV^t}{L}$$



后验均值

$$\text{均方误差: } E^{t+1} = \iint \left| g_a(C^t, D^t) - h_0 \right|^2 Dh_0 Dn$$

后验方差

$$\text{后验方差: } V^{t+1} = \iint g_c(C^t, D^t) Dh_0 Dn$$

状态演进方程可准确预测算法的重构性能

GMMV
扩展



⑦ 状态演进方程

- 步骤1: 确定蒙特卡洛实现次数, 计算系统参数
- 步骤2: 根据信道矩阵的先验分布和多域结构化稀疏性, 生成蒙特卡洛样本
- 步骤3: 更新变量 C 和 D^t
- 步骤4: 更新变量 E 和 V^{t+1}
- 步骤5: 根据EM算法更新超参数
- 步骤6: 根据结构化稀疏性优化稀疏比更新规则

上述步骤迭代直至收敛

利用蒙特卡罗方法引入结构化稀疏性和EM算法的影响, 并规避积分运算

Turbo-GMMV-AMP算法

基于空间-频率域的活跃性检测

首次迭代: $\mathbf{Y}_p = \mathbf{S}_p \mathbf{H}_p + \mathbf{N}_p, 1 \leq p \leq P$

其他迭代: $(\tilde{\mathbf{Y}}_p)^j = \mathbf{S}_p (\mathbf{X}_p^{\text{re}})^j + \mathbf{N}_p$

接收信号残差

接入信道残差

GMMV-AMP
算法

获取两个可靠性不同的
活跃设备集合估计

① 粗糙的活跃设备集合: $r(\cdot; \varepsilon_{\text{det}} = 0.4) \rightarrow \Omega$

用于信道估计降维, 要求低漏检概率

② 可靠的活跃设备集合: $r(\cdot; \varepsilon_{\text{det}} = 0.9) \rightarrow \Xi^j$

用于连续干扰消除, 要求低虚警概率

基于角度-频率域的信道估计

$$\mathbf{R}_p = [\mathbf{S}_p]_{:, \Omega} [\mathbf{W}_p]_{\Omega, :} + \bar{\mathbf{N}}_p$$

维度降为 $|\Omega|_c$

要求低漏检概率

降低等效噪声

$$\bar{\mathbf{N}}_p = [\mathbf{S}_p^G]_{:, K-\Omega} [\mathbf{W}_p]_{K-\Omega, :} + \tilde{\mathbf{N}}_p$$

连续干扰消除

$$(\tilde{\mathbf{Y}}_p)^{j+1} = \mathbf{Y}_p^G - [\mathbf{S}_p]_{:, \Gamma} [\hat{\mathbf{X}}_p^j]_{\Gamma, :}$$

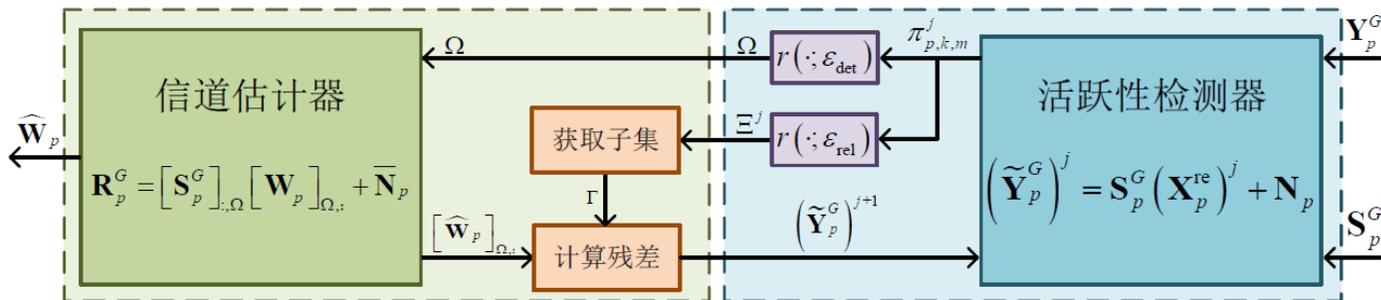
$\Gamma \subseteq \Xi^j$ 当前估计结果

要求低虚警概率

避免误差传播

模块B

模块A



可以联合利用多域结构化稀疏性

自适应的活跃性检测和信道估计方案

固定导频开销的局限性

设备活跃性和信道散射环境随
时间变化



时变的信道矩阵稀
疏度

- ① 导频长度不足 → 性能恶化
- ② 导频开销过大 → 接入时延过高

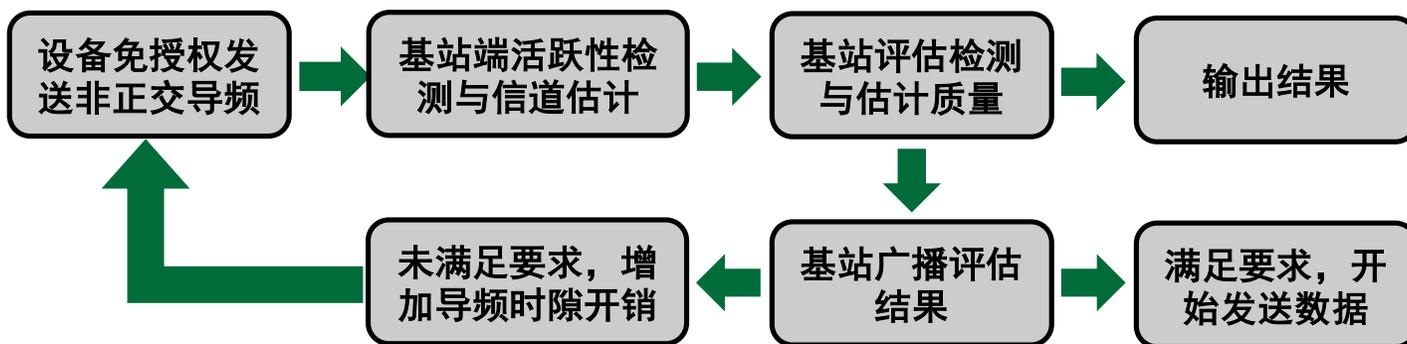
需根据实际稀疏度自适应调整导频开销

自适应导频开销方案

- 步骤1: 活跃设备以**初始导频时隙**开销发送非正交导频序列
- 步骤2: 基站执行活跃性检测和信道估计, 并**评估估计质量**
- 步骤3: 基站**广播评估结果**, 若满足要求, 活跃设备开始发送数据; 否则增加导频时隙开销并重复上述步骤

- 初始开销: $L_0 \geq E \left[\text{supp} \left\{ \left[\mathbf{W}_p \right]_{:,m} \right\} \right]_c$ 统计稀疏度

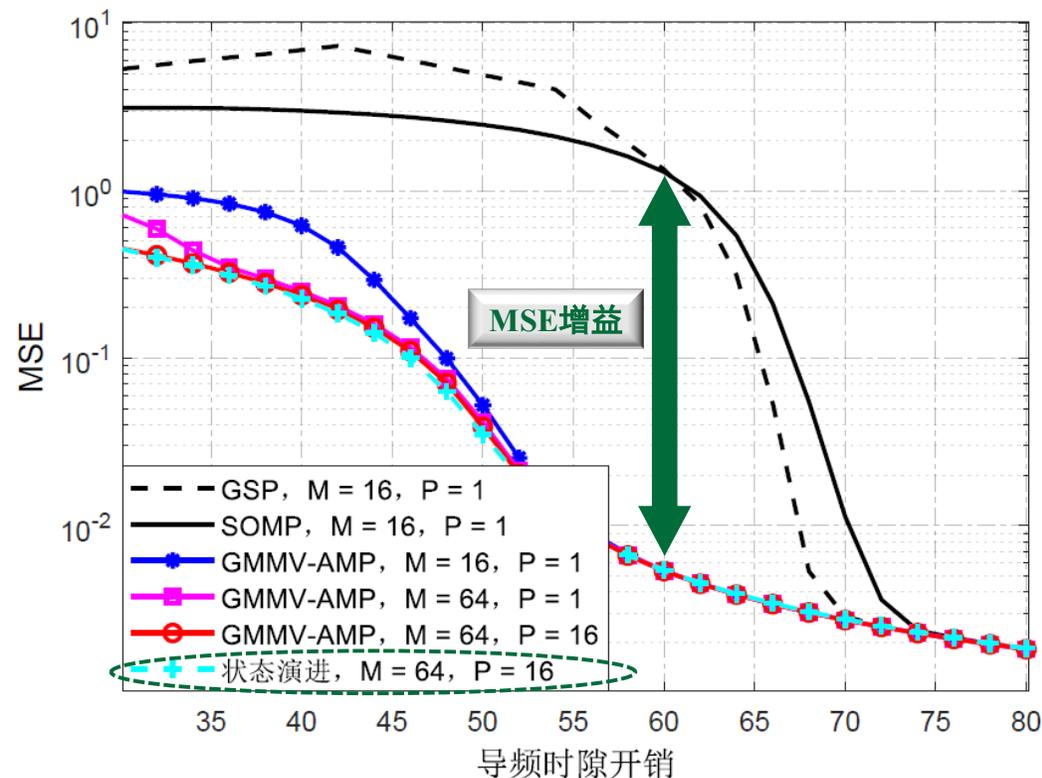
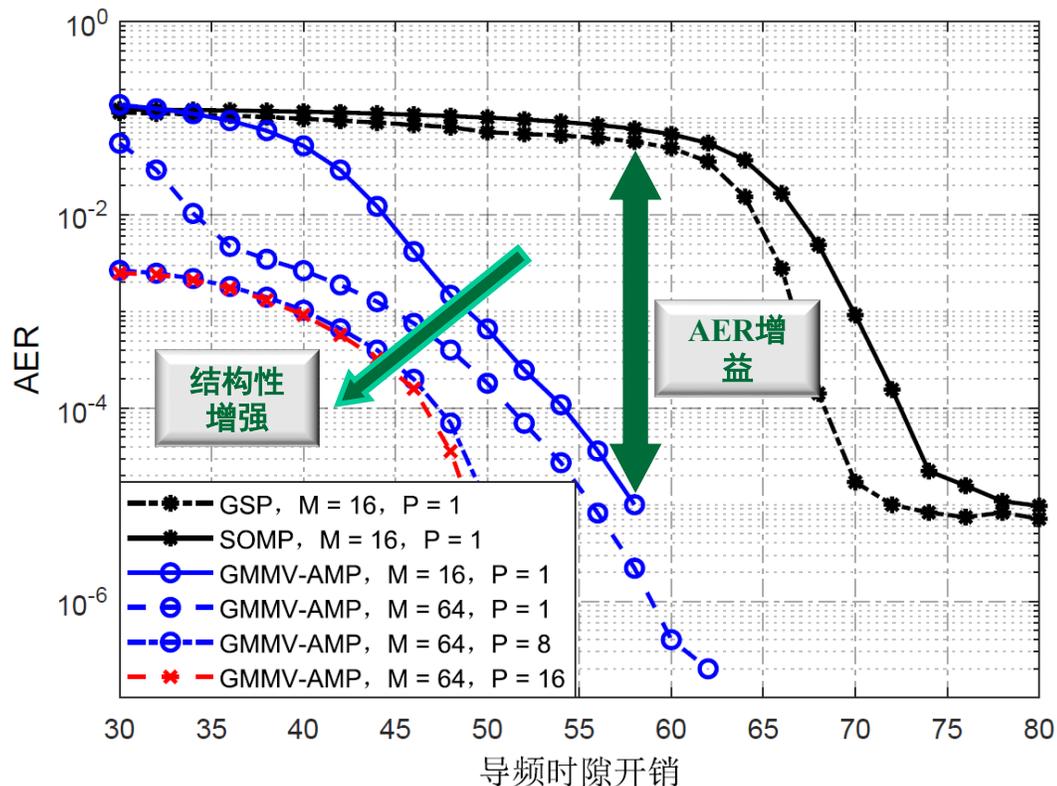
- 评估标准: $\sum_{p=1}^P \left\| \mathbf{Y}_p^{L_{i-1}} - \mathbf{S}_p^{L_{i-1}} \hat{\mathbf{H}}_p \right\|_F^2 / (PL_{i-1}) < \epsilon$ 接收信号残差



对于实际动态系统, 所提自适应导
频开销方案具有更好的鲁棒性

GMMV-AMP算法优越性 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

- 基线算法：贪婪算法；方案类型：联合活跃性检测和信道估计 (空间-频率域) AER：活跃性错误率
- 总的设备数：500；活跃设备数：50；基站天线数：M；导频子载波数：P MSE：均方误差



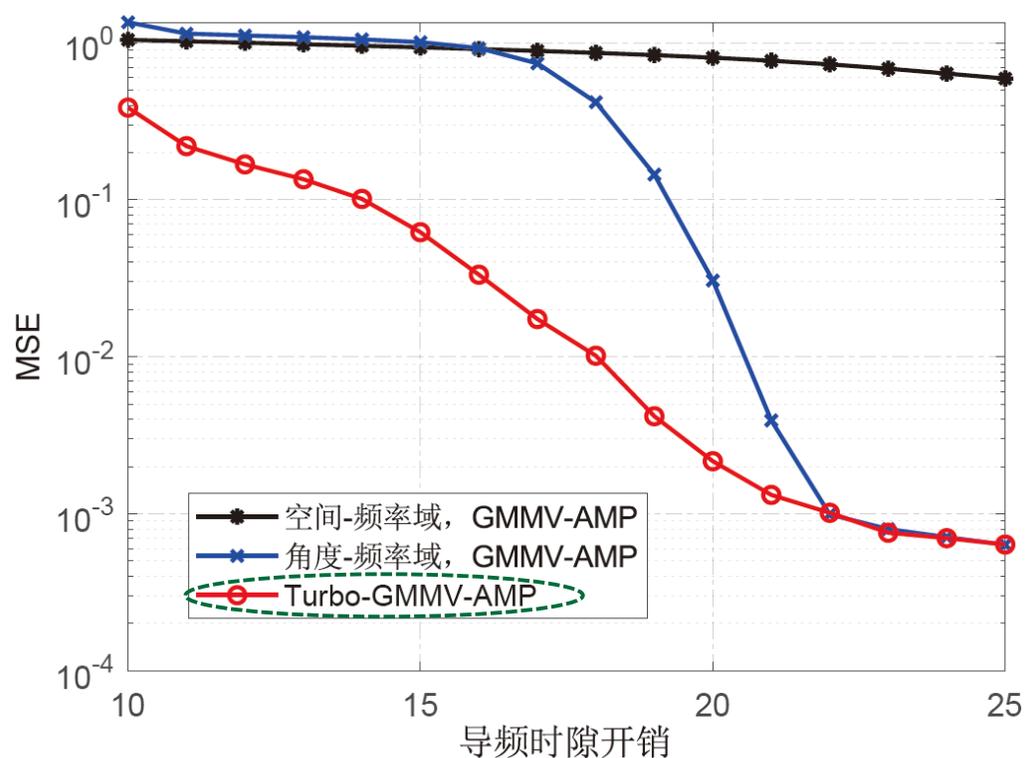
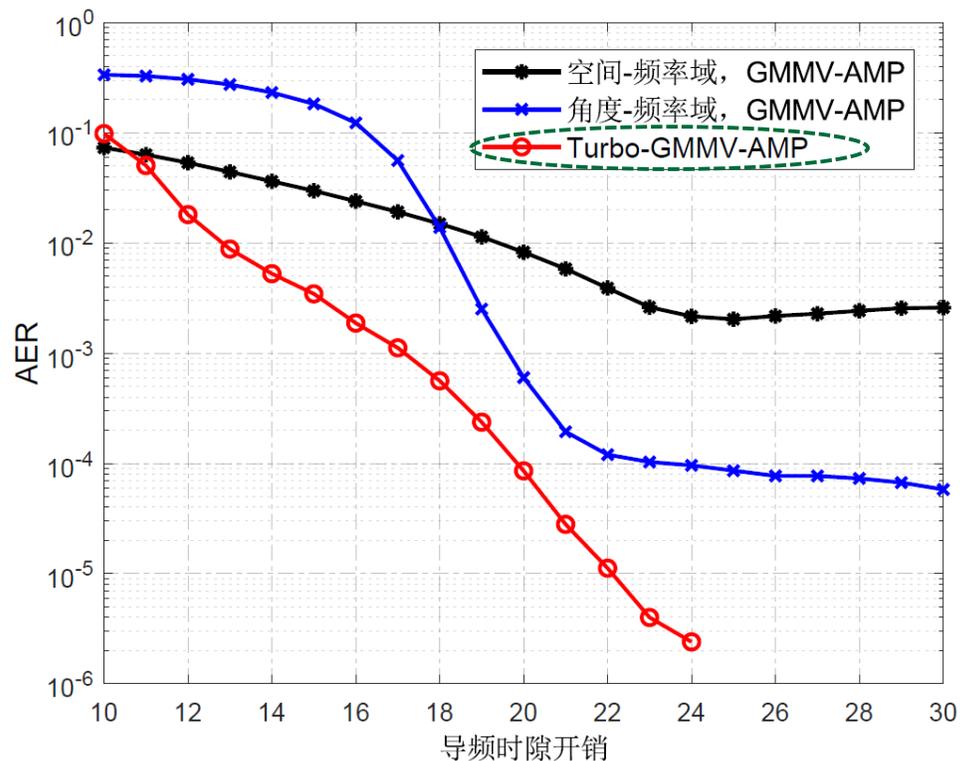
✓ GMMV-AMP算法的性能优于传统贪婪算法

✓ 增强的结构化稀疏性有利于提升检测与估计性能

✓ 状态演进方程可以精确预测信道估计的MSE

Turbo-GMMV-AMP算法优越性

- 基线方案：联合活跃性检测和信道估计 (空间-频率域和角度-频率域)
- 总的设备数：500；活跃设备数：50；基站天线数：64；导频子载波数：16

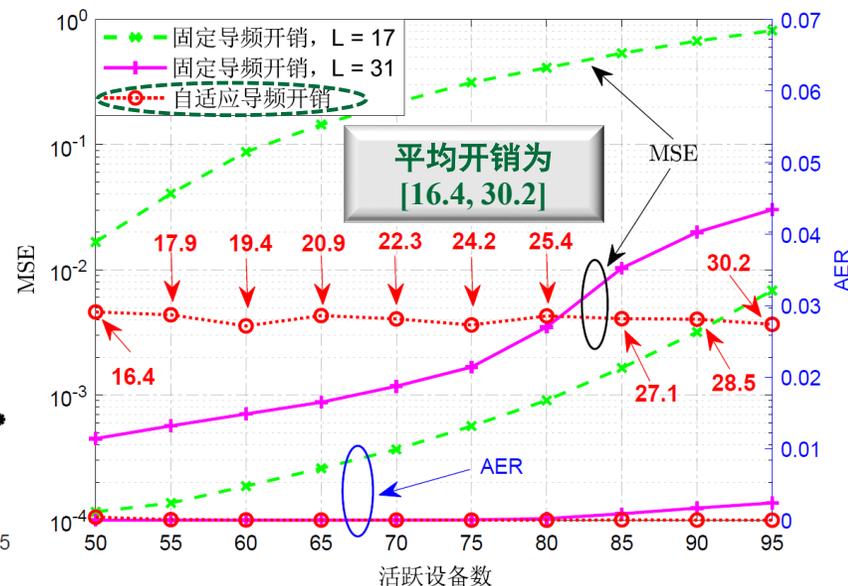
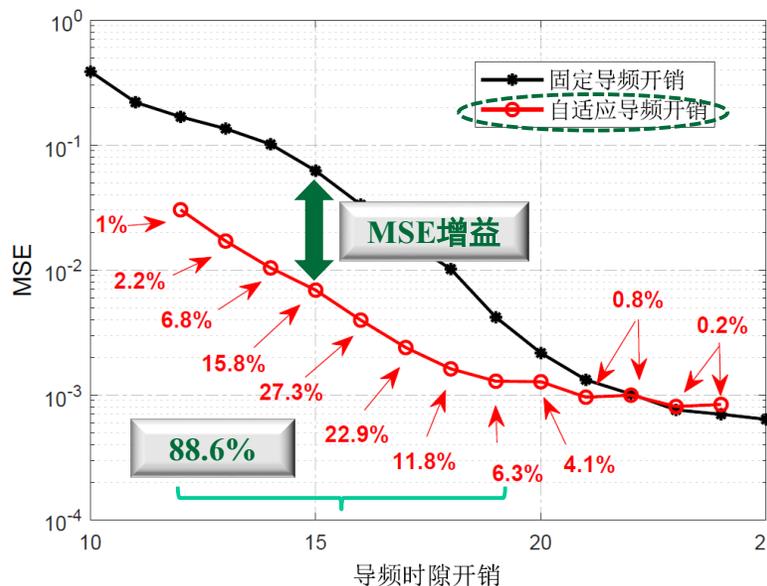
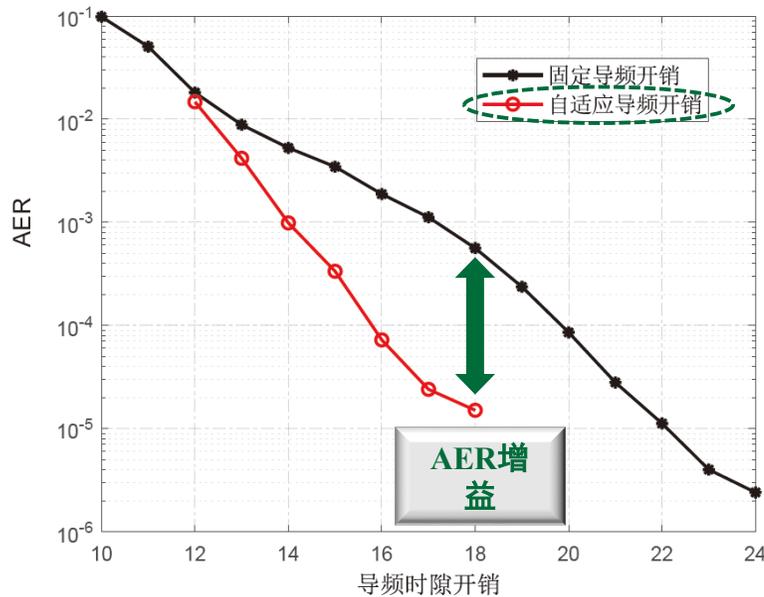


- ✓ Turbo-GMMV-AMP算法可以显著提升检测与估计性能
- ✓ 与空间频-率域方案相比，可以降低导频开销约60%

给定AER=10⁻⁴，MSE=10⁻¹，空间-频率域方案所需导频开销为50，所提方案为20

自适应方案优越性 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

- 基线方案: 交替的活跃性检测和信道估计 (Turbo-GMMV-AMP+固定开销)
- 总的设备数: 500; 活跃设备数: 50; 基站天线数: 64; 导频子载波数: 16; 初始开销: 12; 固定开销: L



- ✓ 自适应导频开销的方案具有更好的活跃性检测和信道估计性能
- ✓ 超过88%的情况都只需要[12,18]的导频时隙开销
- ✓ 所提方案在实际动态系统中具有更好的鲁棒性

1 大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于预均衡的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 LEO卫星MIMO免调度OTFS-NOMA海量接入

Y. Mei, **Z. Gao***, et al., "Compressive Sensing-Based Joint Activity and Data Detection for Grant-Free Massive IoT Access," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 21, no. 3, pp. 1851-1869, March 2022

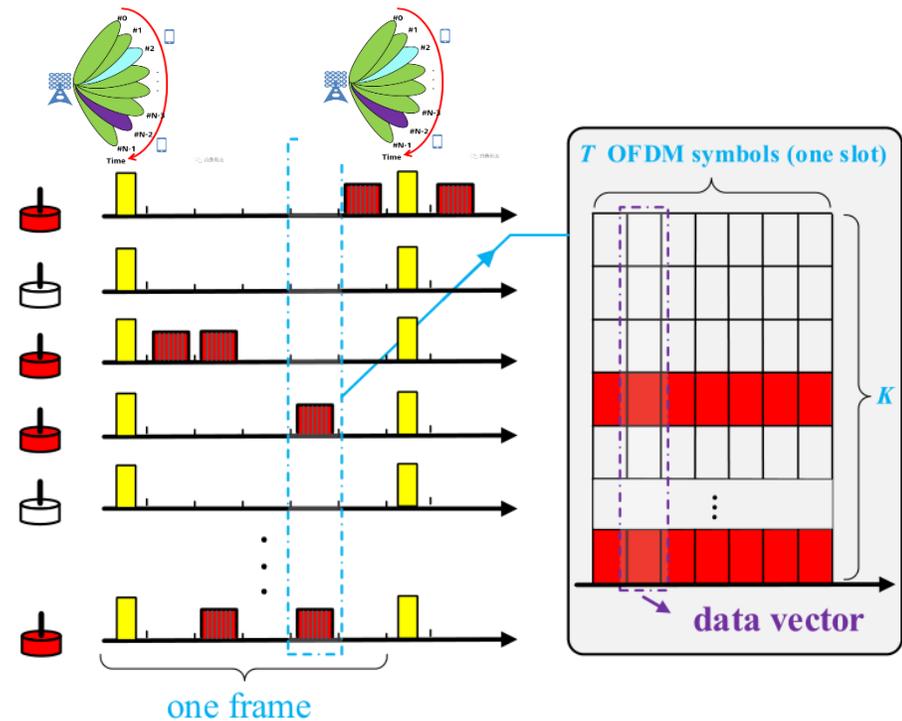
□ 帧结构包括：下行波束广播 + 数据传输

● 第一阶段，基站下行广播波束

- UE反馈最强波束index，根据接收到的最强的波束信号进行同步、功率控制和信道估计

● 第二阶段，活跃设备上行传输数据

- BS将相同波束index的UE分成一组进行免调度接入
- 设备利用估计的波束赋形后信道进行预均衡（这里考虑理想预均衡，信道作用被完美消除）
- 考虑设备活跃性在 T 个OFDM符号（一个时隙）内不变



免调度非正交接入方案帧结构

$$\begin{aligned}
 \mathbf{y}_t &= \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_k \mathbf{s}_k \alpha_{k,t} x_{k,t} + \mathbf{w}_t \\
 &= \mathbf{S} \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t,
 \end{aligned}$$

- K 为设备总数， \mathbf{H}_k 为第 k 个设备与基站的频域信道， \mathbf{s}_k 为长度为 M 的非正交扩频序列（ $M < K$ ）
- $\alpha_{k,t}$ 表示设备活跃因子， $x_{k,t}$ 表示发送星座信号
- 考虑稀疏流量特性，即活跃设备数量 K_a 远小于 K
- \mathbf{w}_t 为加性白高斯噪声，方差为 σ^2

□ 将 T 个OFDM符号期间的观测堆叠，构成多观测矢量压缩感知问题

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{S}}\mathbf{X} + \mathbf{W},$$

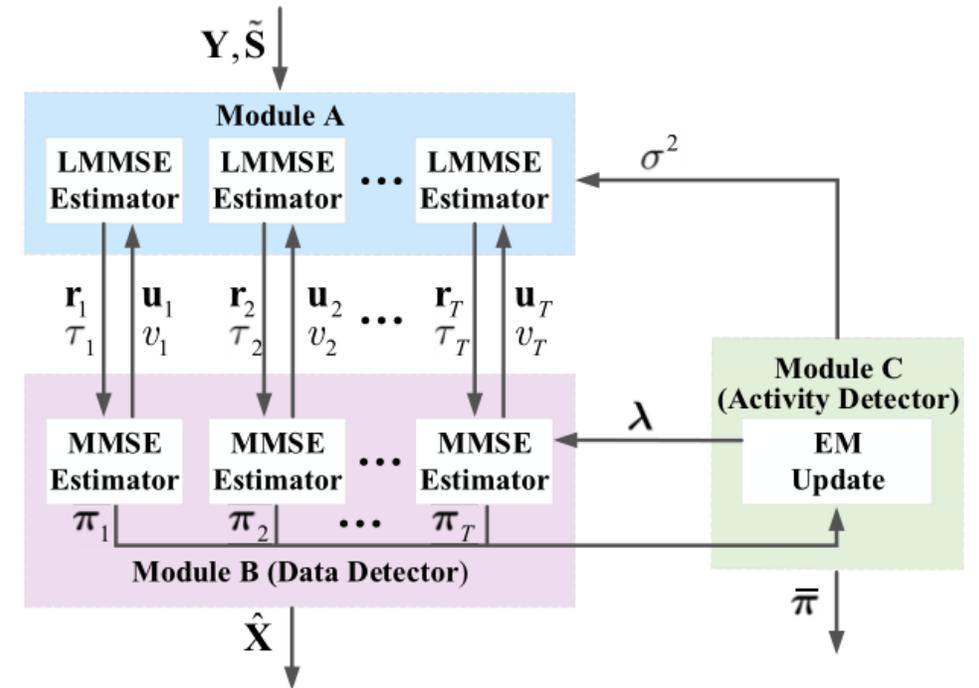
- $\tilde{\mathbf{S}} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K]$ 为等效感知矩阵， \mathbf{X} 具备行稀疏性，即每列的支撑集相同
- 联合活跃性和数据检测：给定 \mathbf{Y} 和 $\tilde{\mathbf{S}}$ ，估计 \mathbf{X} ，并判断 \mathbf{X} 哪些行非零

□ 部分DFT扩频矩阵

- OAMP算法对于部分正交矩阵也适用（经典AMP算法对于非i.i.d的感知矩阵难以保证收敛）
- 采用部分DFT矩阵作为感知矩阵，在OAMP算法中可以避免求逆
- 部分DFT矩阵相比于高斯随机矩阵，更有利于量化和存储
- 生成方式： $\tilde{\mathbf{S}} = \mathbf{P}\mathbf{F}$ ，其中 \mathbf{P} 为选择矩阵， \mathbf{F} 为DFT矩阵

所提OAMP-MMV-SSL (simplified sparsity learning) 算法

- 与经典OAMP算法的结构类似，模块A由LMMSE估计器构成，模块B为MMSE估计器。迭代时，两个模块相互传递外信息，直到迭代收敛，最终输出模块B的MMSE估计
- 先验分布中考虑星座符号离散先验信息，并为每个设备分配表示非零概率的稀疏度 $\lambda_{k,t}$
- 在模块B中根据近似后验分布得到后验稀疏度 $\pi_{k,t}^i$
- 引入模块C，借助EM算法，在每次迭代中更新噪声方差 σ^2 和先验稀疏度 $\lambda_{k,t}$
- 由于存在结构化稀疏性，模块C中对更新后的稀疏度在时间维度进行平均，作为下一次迭代的先验信息
- 根据算法最终输出的稀疏度判断设备活跃性



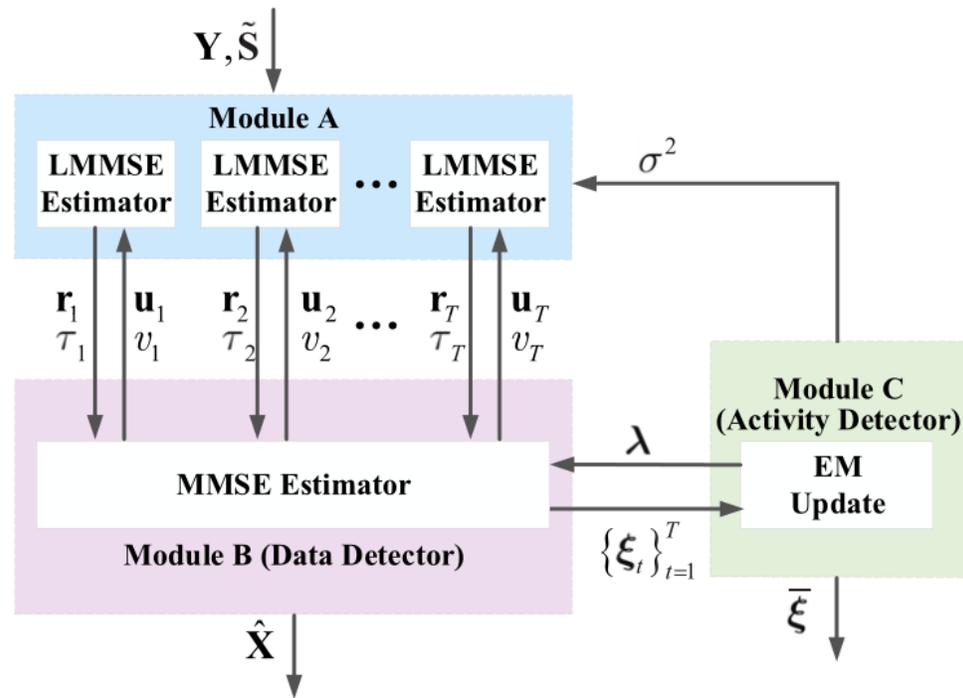
OAMP-MMV-SSL算法框图

所提OAMP-MMV-ASL (accurate sparsity learning) 算法

- OAMP-MMV-SSL算法中仍假设设备在不同OFDM符号内的先验信息是独立的，仅在EM更新稀疏度时体现了结构化稀疏性
- 因此，OAMP-MMV-ASL算法直接将结构化稀疏性建模在先验分布中，得到

$$p(\mathbf{x}_k | \alpha_k) = \prod_{t=1}^T p(x_{k,t} | \alpha_k)$$

- 由于先验分布较为复杂，难以像OAMP-MMV-SSL算法中直接进行求出后验分布。为此，引入图模型，采用消息传递算法求解。



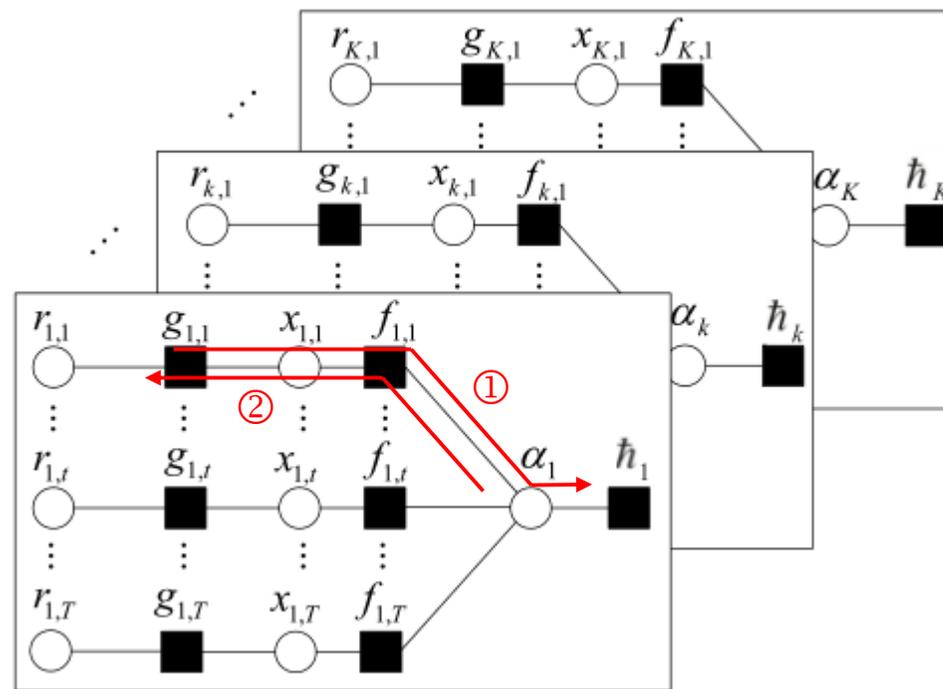
OAMP-MMV-ASL算法框图

所提OAMP-MMV-ASL算法

- 可以写出联合分布如下，并根据联合分布画出因子图

$$\begin{aligned}
 p(\mathbf{X}, \mathbf{R}, \boldsymbol{\alpha}) &= p(\mathbf{R}|\mathbf{X}) p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\alpha}) p(\boldsymbol{\alpha}) \\
 &= \prod_{k=1}^K \underbrace{p(\alpha_k)}_{\tilde{h}_k} \prod_{t=1}^T \underbrace{p(r_{k,t}|x_{k,t})}_{g_{k,t}} \underbrace{p(x_{k,t}|\alpha_k)}_{f_{k,t}},
 \end{aligned}$$

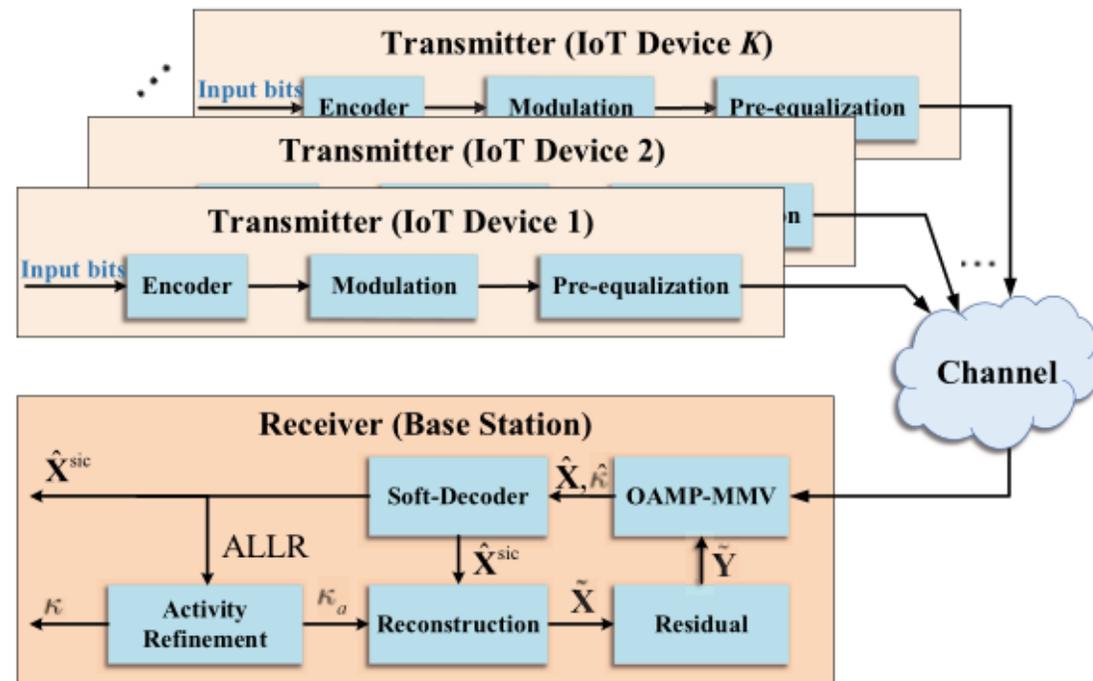
- 根据因子图，沿图中方向计算传递的消息，可得近似后验分布 $p(x_{k,t}|\mathbf{r}_k)$ ，从而求得后验均值，即MMSE估计
- 模块C中EM算法的更新规则与OAMP-MMV-SSL算法类似
- 相比于SSL策略，ASL策略复杂度更高，但对于设备活跃性的检测更准确



根据联合分布所得因子图

基于SIC的OAMP-MMV算法

- 每次干扰消除中，首先由OAMP-MMV-SSL/ASL算法进行粗估计，得到估计信号 $\hat{\mathbf{X}}$ 和支撑集 $\hat{\kappa}$
- 软解码器接受到粗估计结果后，输出近似似然比ALLR
- 将 $\hat{\kappa}$ 中设备的ALLR排序，最大的 N^{sic} 个设备将被确认为活跃设备，放入 κ_a 中
- 完成活跃设备精炼后，将待消除的信号先通过信道解码、星座解调得到数据比特，再进行编码和调制得到符号，以减小误差传播影响
- 残差将作为下一次干扰消除的输入
- 当 $\hat{\kappa}$ 中数目少于阈值获干扰消除次数达到预设值，算法终止



基于SIC的检测算法框图

性能分析 基于预均衡的免调度活跃检测与高过载数据解调

□ 状态演进方程

- 大系统极限下，OAMP算法的性能收敛可由状态演进方程进行预测

$$\begin{aligned}\tau^i &= \frac{K - M}{M} v^{i-1} + \frac{K}{M} \sigma^2, \\ v^i &= \mathbb{E} \left[|U - X|^2 \right], \\ \vartheta^i &= \mathbb{E} \left[\left| \mathbb{E} \left[X | X + \sqrt{\tau^i} Z \right] - X \right|^2 \right]\end{aligned}$$

其中 ϑ^i 即为预测的第 i 次迭代的MSE

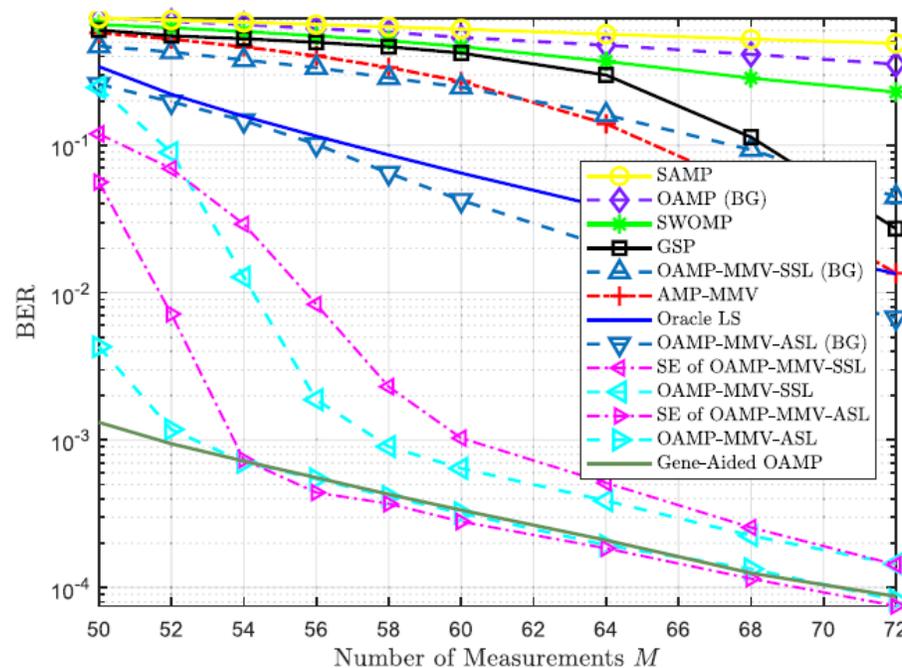
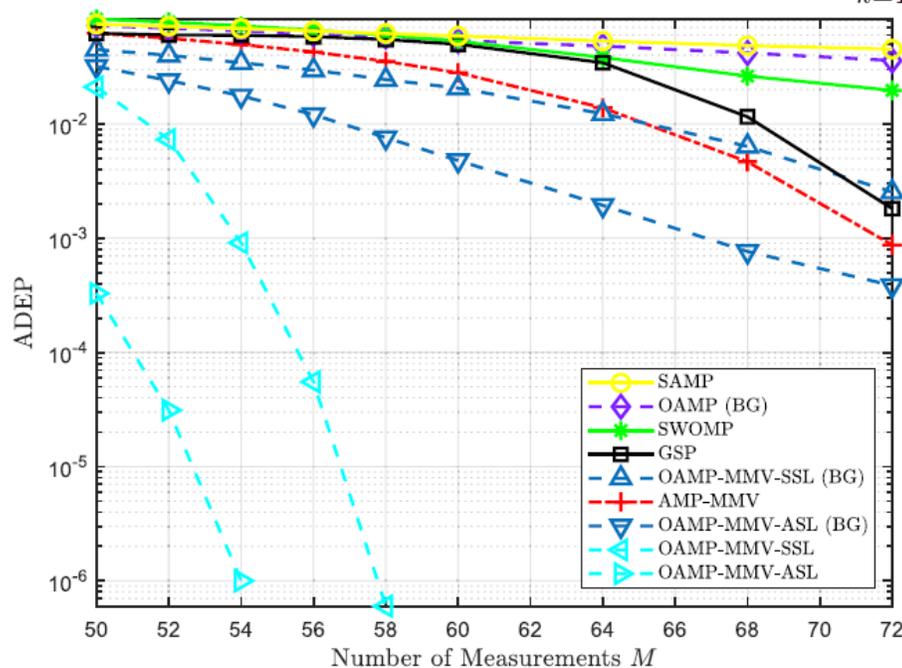
- 在多观测矢量问题中，由于 \mathbf{X} 存在结构化稀疏性，难以通过积分直接求解 v^i 和 ϑ^i ，采用蒙特卡洛方法逼近统计期望；而在蒙特卡洛采样的过程中，将真实比特和检测到的比特对比，可以得到预测的BER

OAMP-MMV算法优越性 基于预均衡的免调度活跃检测与高过载数据解调



➤ 重要仿真参数：500个设备，其中50个活跃设备；采用QPSK调制，观测长度 $M=70$ ，一个时隙内OFDM符号数目 $T=10$ ，信噪比为 10 dB

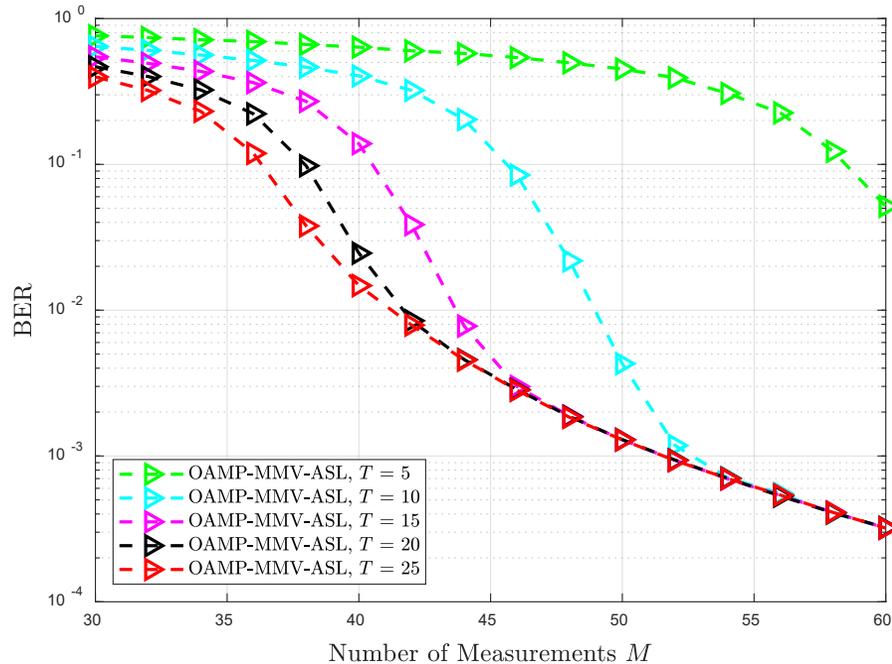
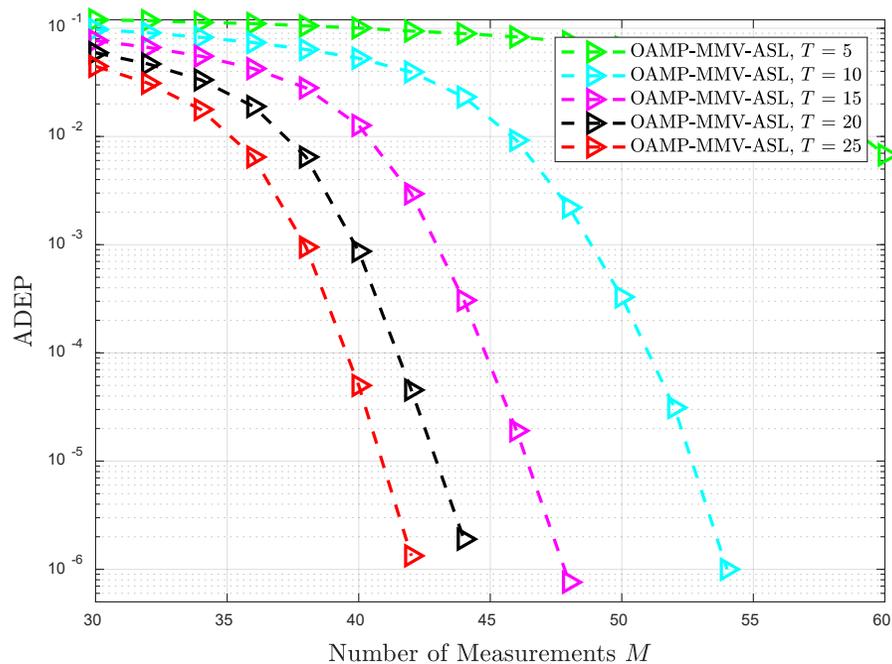
➤ 性能指标：活跃性检测错误概率 $ADEP = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{\alpha}_k - \alpha_k|$ ，误比特率 $BER = 1 - \frac{N_s}{K_a T \log_2 L}$



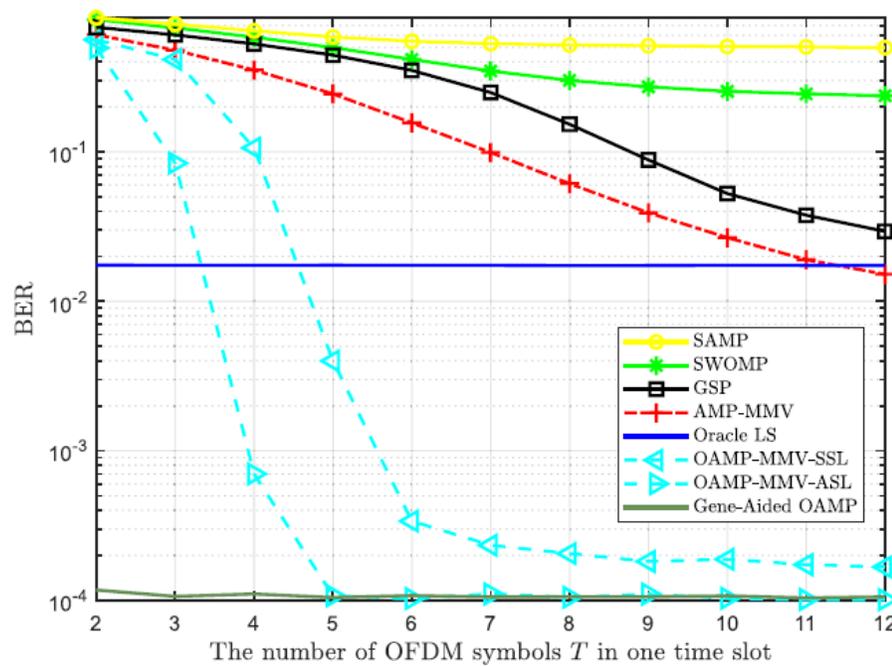
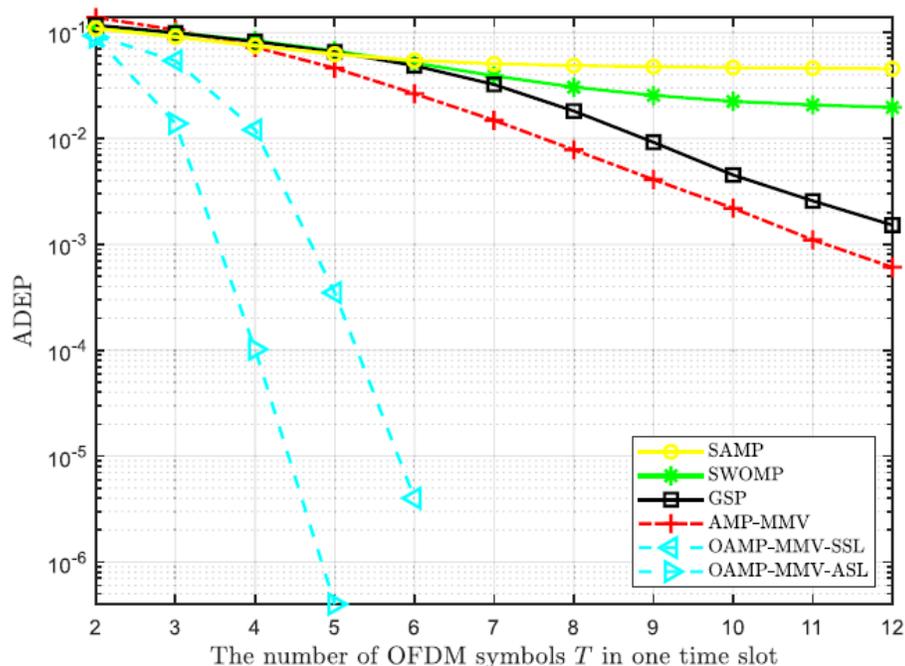
✓ OAMP-MMV算法相比于传统压缩感知算法，检测性能显著提升

✓ OAMP-MMV-ASL算法的性能明显优于OAMP-MMV-SSL算法，尤其是在 M 较小时

Y. Mei, Z. Gao*, et al., "Compressive Sensing-Based Joint Activity and Data Detection for Grant-Free Massive IoT Access," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 21, no. 3, pp. 1851-1869, March 2022

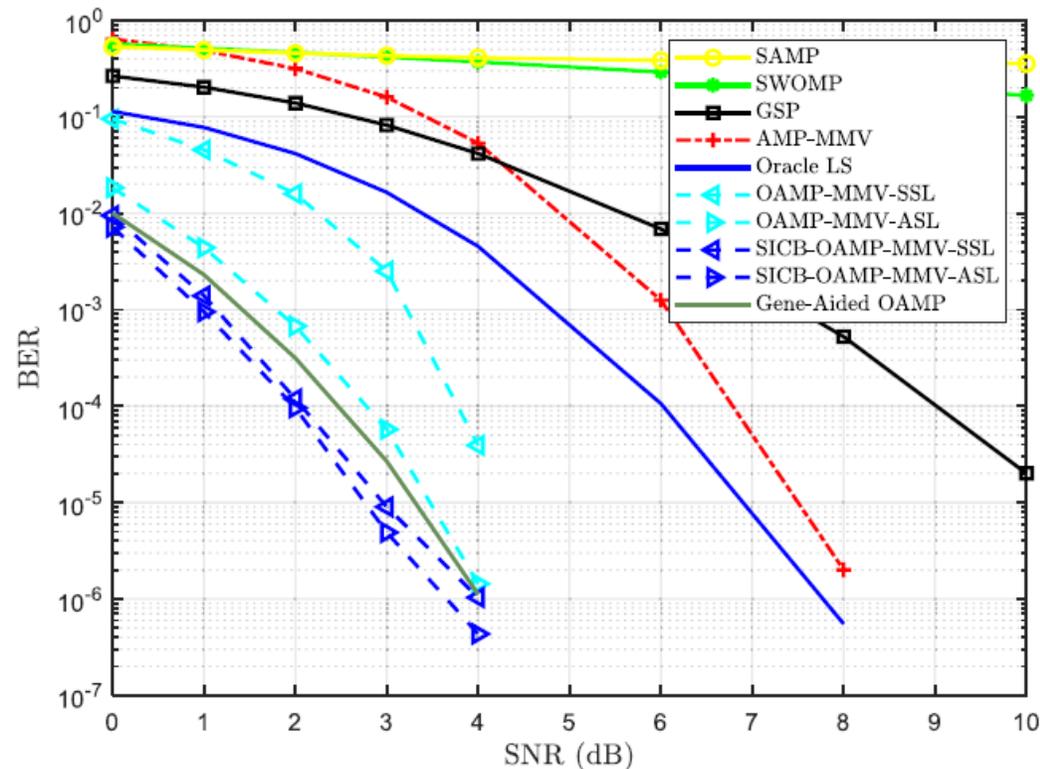
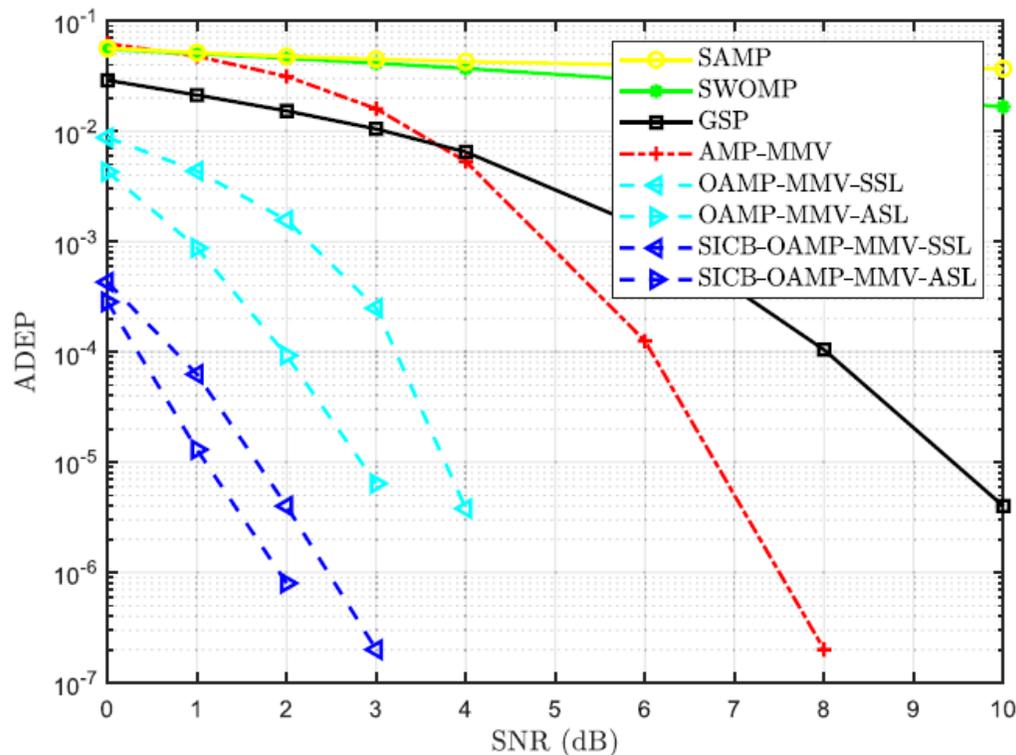


- ✓ OAMP-MMV算法的检测性能随着 T 增大而提升
- ✓ 当 $T=25$ 时，OAMP-MMV-ASL算法在 125% 的过载率下可以实现 10^{-4} 的 ADEP 与 10^{-2} 的 BER



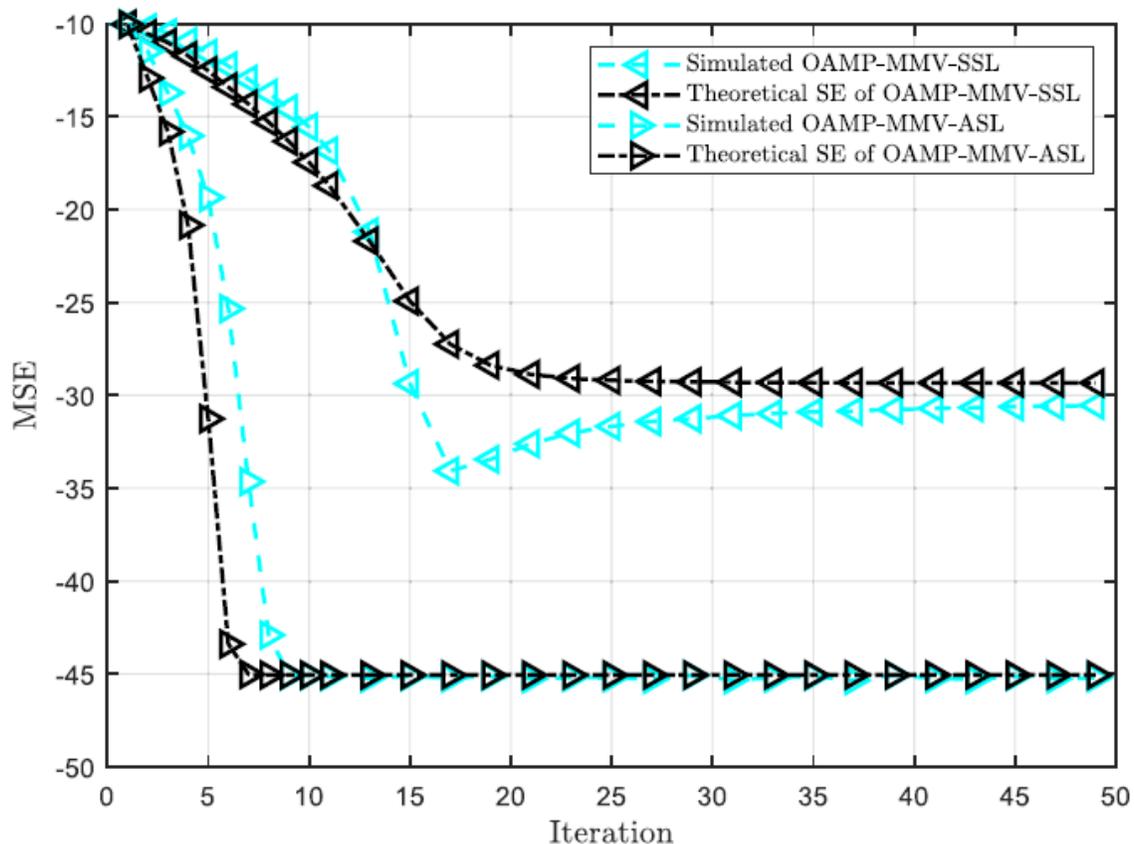
- ✓ 随着 T 增大，OAMP-MMV算法的检测性能优于对比基线方案
- ✓ 当 T 较小时，OAMP-MMV-ASL算法相对于OAMP-MMV-SSL算法仍然存在优势
- ✓ 当 T 大于 7 时，OAMP-MMV算法几乎可以实现完美活跃性检测，因而BER不在变化

➤ 信道编码：1/3 Turbo码，码长30；每次干扰消除检测设备数=SIC迭代次数上限=10



- ✓ 基于SIC的检测方案可以带来 ADEP 和 BER 上的增益，尤其是对OAMP-MMV-SSL算法
- ✓ 两种OAMP-MMV算法在SIC下的BER十分接近，此时采取OAMP-MMV-SSL算法复杂度更低

➤ 衡量指标:
$$\text{MSE} = \frac{1}{KT} \sum_{t=1}^T \text{E} \left[\|\hat{\mathbf{x}}_t - \mathbf{x}_t\|_2^2 \right]$$

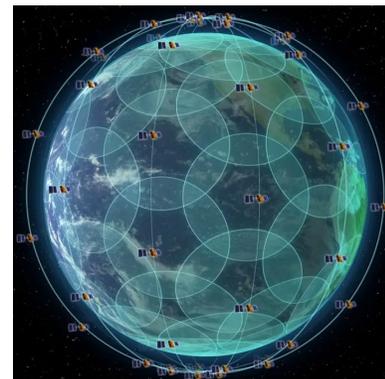


✓ 可以看到，状态演进方程预测性能与仿真结果之间吻合的很好

1 大规模MIMO免调度NOMA:活跃检测与信道估计

2 基于预均衡的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 LEO卫星MIMO免调度OTFS-NOMA海量接入



X. Zhou, K. Ying, **Z. Gao*** *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE Trans Wireless Communications*, 2022.

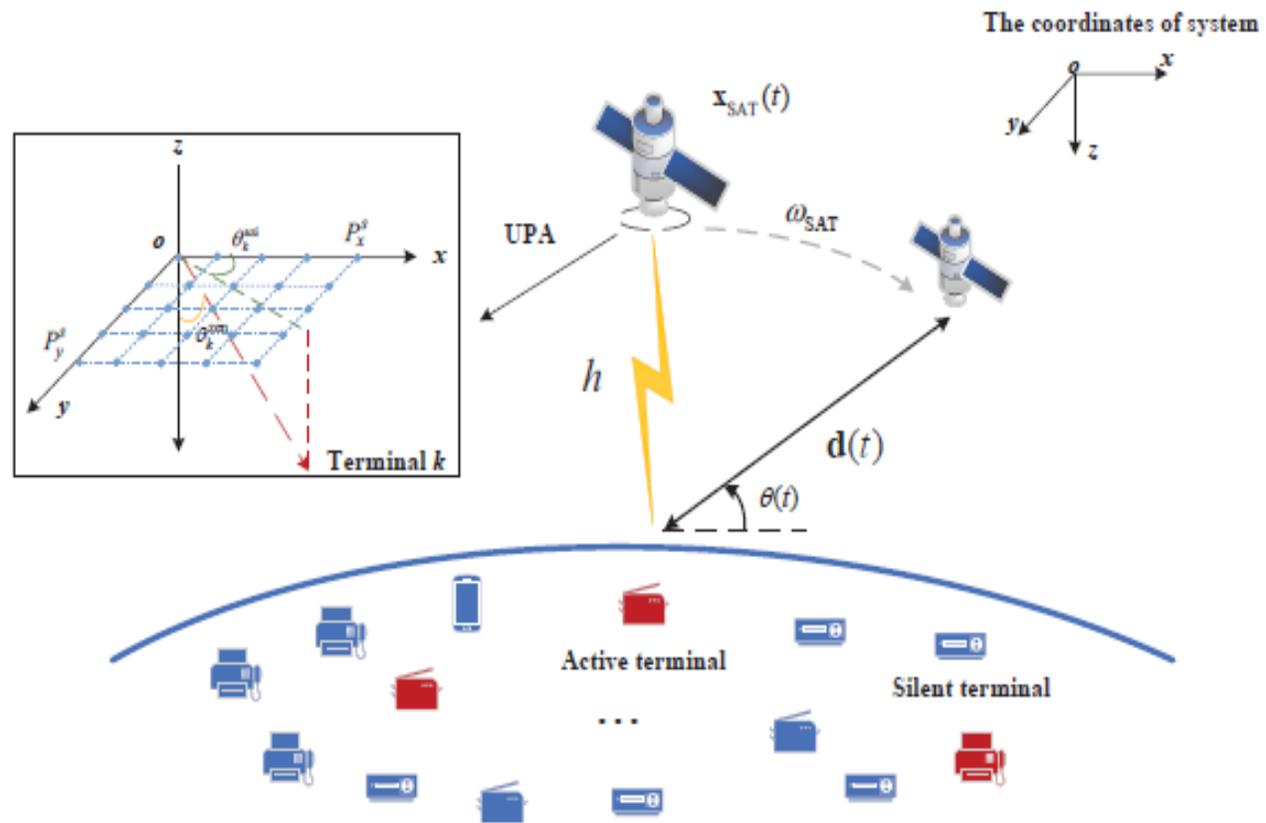
研究背景 LEO卫星MIMO免调度OTFS-NOMA海量接入

□ 全球无缝覆盖的大规模接入需求

- ✓ 低轨卫星作为**空地海一体化网络**的重要组成部分，可以向边远地区提供接入服务

□ 低轨卫星物联网面临的挑战

- ✓ **海量**服务设备，以上行通信为主
- ✓ 星地链路长，传播**延时高**
- ✓ 卫星运动速度快，**多普勒效应**显著



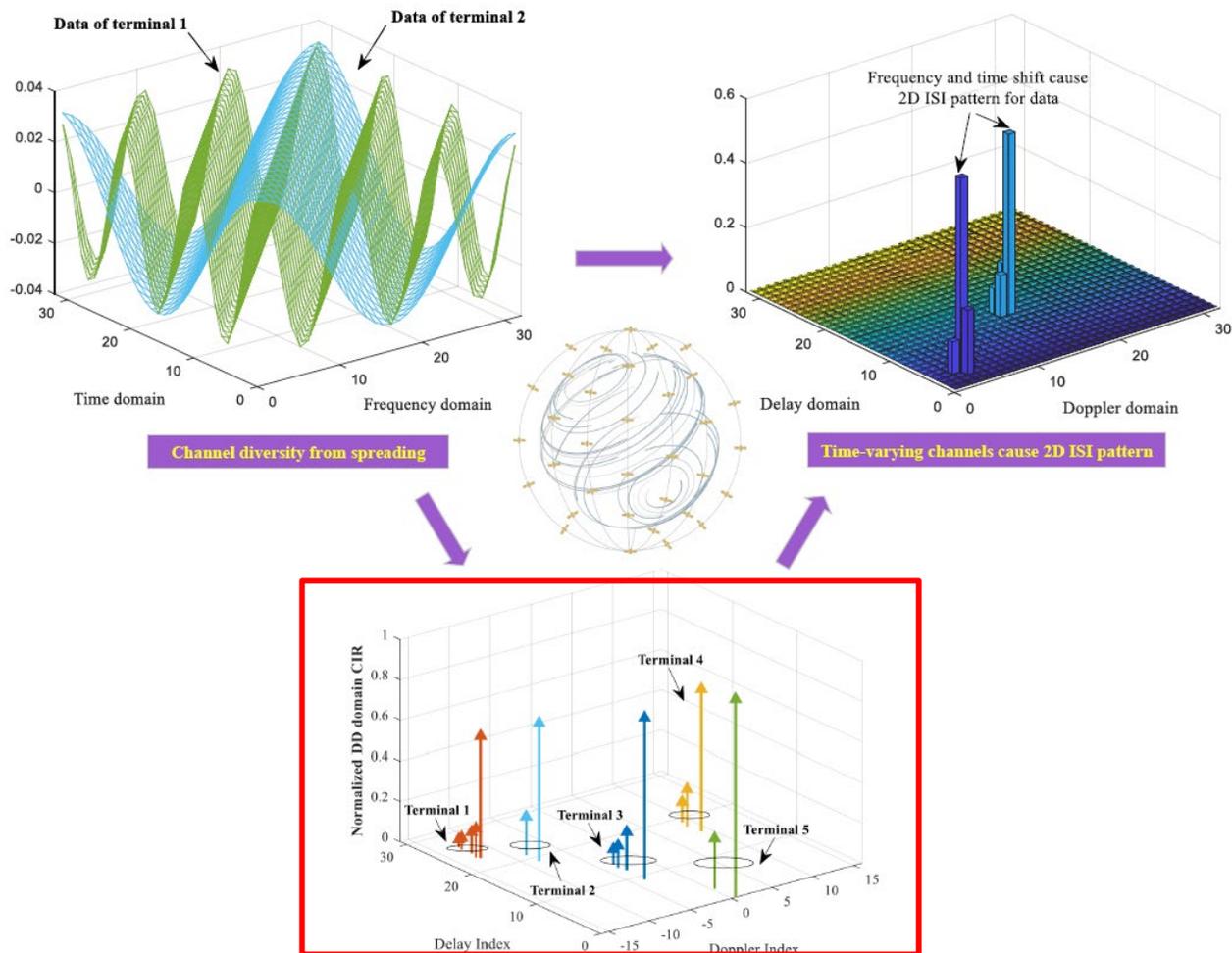
上述挑战对**多址接入方案**和**信号处理算法**提出了更高的要求

低轨卫星物联网免调度接入方案设计

- ✓ 无需复杂的握手步骤即可**相同时频**（延时-多普勒）**资源**向低轨卫星传输数据
- ✓ 数据承载在延时-多普勒平面，并使用**OTFS调制**方式
 - 延时-多普勒域信道具有稳定性、稀疏性
 - 信道待估计参数更少
 - 更易于利用时-频双选信道的全分集增益



两步免调度随机接入流程



延时-多普勒信道的稀疏性与稳定性

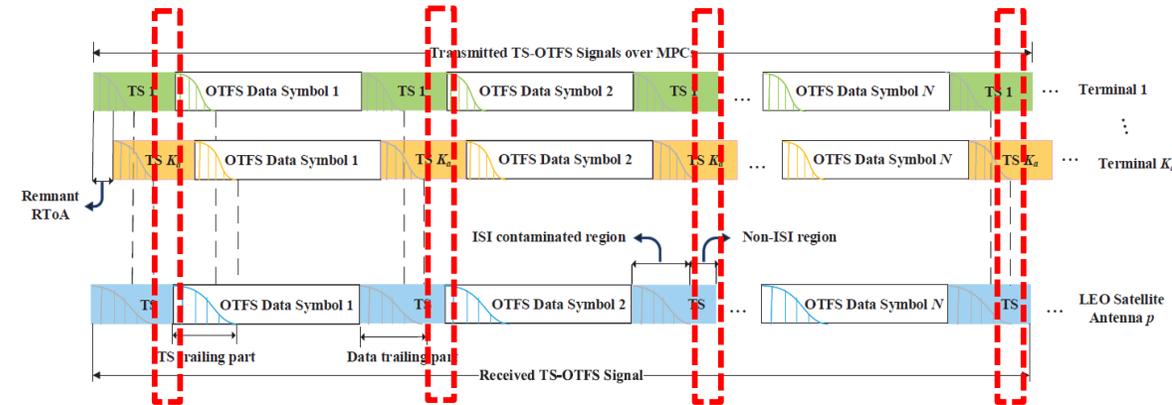
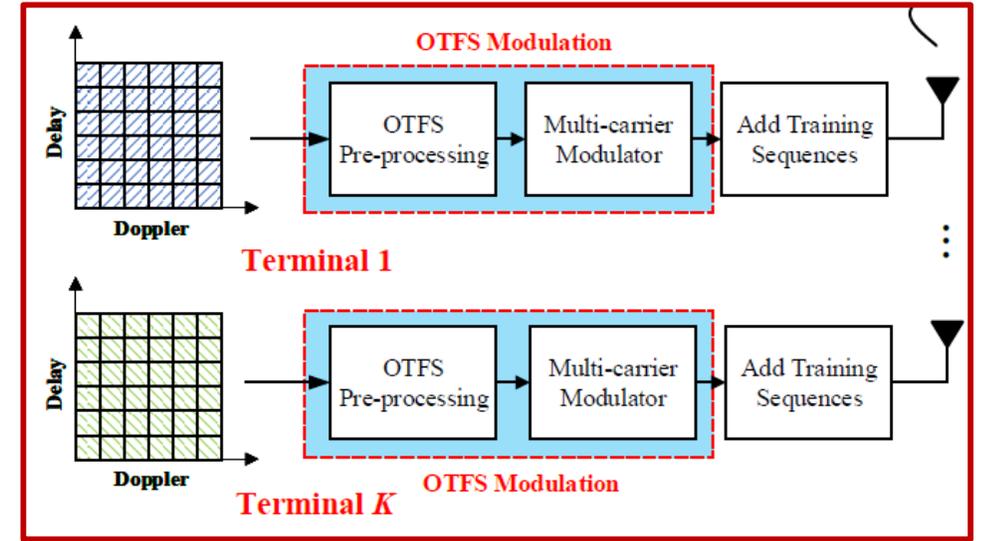
低轨卫星物联网免调度帧结构设计

设计时域训练序列替代传统导频

- 序列在时域随机生成，例如PN序列
- 不同设备序列有源分配，且非正交
- 作为特征序列，利用其进行设备身份识别与信道状态信息估计

接收信号处理

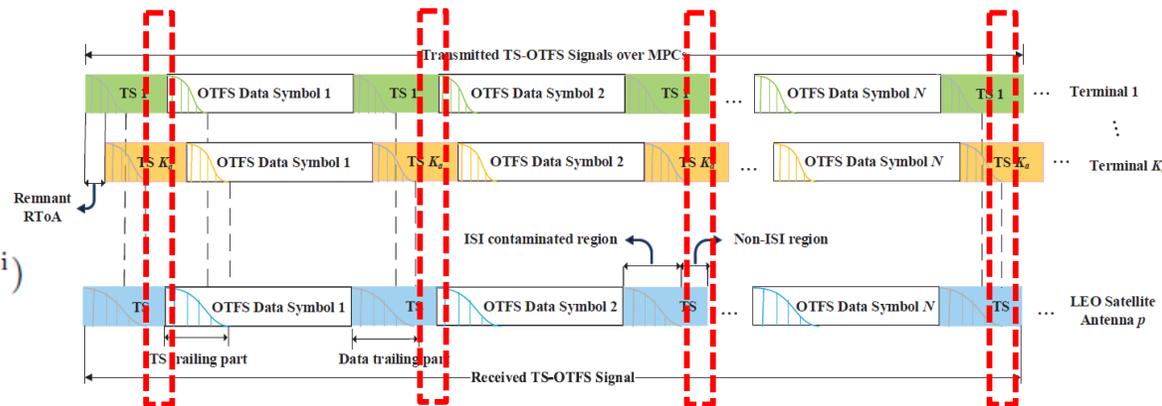
- 在不同设备信号存在**到达时间偏差**以及多径的情况下，接收到的训练序列前部会受到相邻OTFS数据符号拖尾污染，可以利用尾部低维度无干扰的**non-ISI (Inter-symbol Interference)** 区域执行活跃性检测与信道估计



活跃性识别与信道估计问题建模

✓ 延时-多普勒域等效基带信道模型

$$\mathbf{h}_k^{\text{eff-DD}}(\tau, \nu) = \sqrt{\frac{\gamma_k}{\gamma_k + 1}} g_k^{\text{LoS}} g_k^{\text{ABF-LoS}} \delta(\tau - \tau_k^{\text{LoS}}) \delta(\nu - \nu_k^{\text{LoS}}) \mathbf{v}_R(\theta_k^{\text{zen}}, \theta_k^{\text{azi}}) + \sqrt{\frac{1}{\gamma_k + 1}} \sum_{q=1}^{Q_k} g_k^q g_k^{\text{ABF}-q} \delta(\tau - \tau_k^q) \delta(\nu - \nu_k^q) \mathbf{v}_R(\theta_k^{\text{zen}}, \theta_k^{\text{azi}}),$$



✓ 卫星第 p 根天线接收到的训练序列是 K 个潜在设备传输信号经过星地链路信道的叠加，提取第 i 个其长度为 G 的无干扰non-ISI区域：**【时域卷积的矩阵形式】**

$$\mathbf{r}_{\text{TS},p}^i = \sum_{k=1}^K \alpha_k \sqrt{P_k} \left(\Delta_k^{\text{LoS}} \Psi_k \mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i,\text{LoS}} + \sum_{q=1}^{Q_k} \Delta_k^q \Psi_k \mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i,q} \right) + \mathbf{w}_{\text{TS},p}^i, \forall i, p$$

多普勒频移构成的对角阵（未知）

$$\Delta_k^{\text{LoS}} = \begin{bmatrix} e^{\frac{j2\pi\nu_k^{\text{LoS},0}}{N(M+M_t)}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & e^{\frac{j2\pi\nu_k^{\text{LoS},1}}{N(M+M_t)}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & e^{\frac{j2\pi\nu_k^{\text{LoS},G}}{N(M+M_t)}} \end{bmatrix}$$

时域训练序列构成的拓普利兹矩阵

$$\Psi_k = \begin{bmatrix} c_{k,L-1} & c_{k,L-2} & \dots & c_{k,0} \\ c_{k,L} & c_{k,L-1} & \dots & c_{k,1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{k,M_t-1} & c_{k,M_t-2} & \dots & c_{k,M_t-L} \end{bmatrix}$$

活跃性识别与信道估计问题：第一阶段

✓ 压缩感知近似模型

- 在第一阶段将多普勒矩阵近似为**单位阵**，在第二阶段信道参数提纯**补偿**其影响

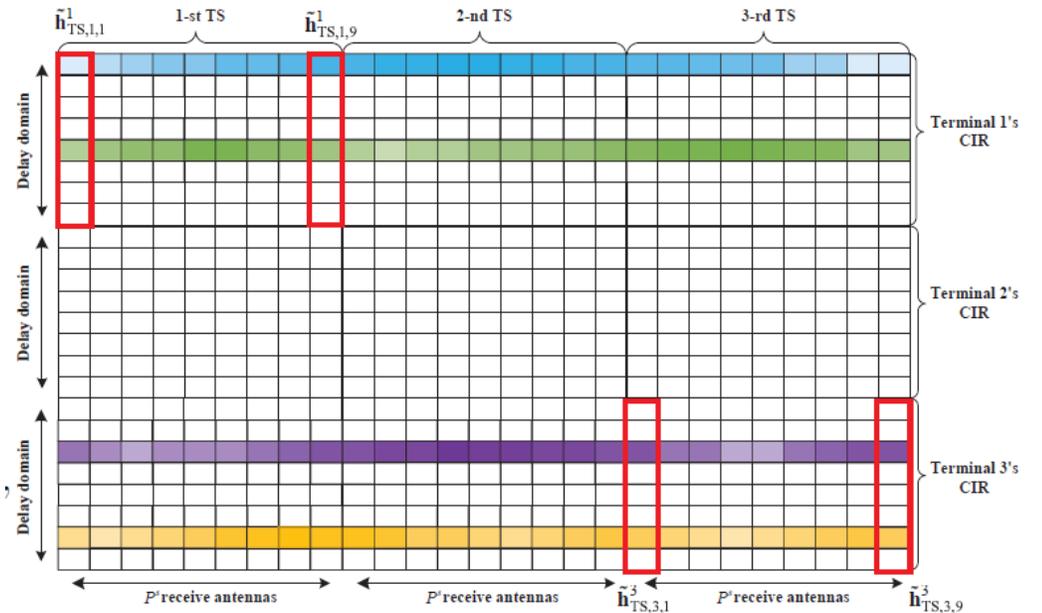
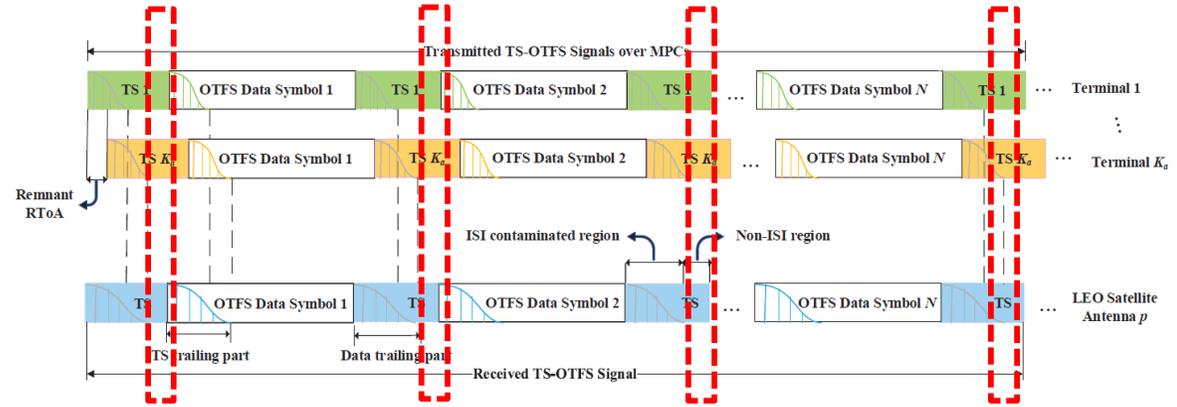
$$\mathbf{r}_{\text{TS},p}^i = \sum_{k=1}^K \alpha_k \sqrt{P_k} \Psi_k \left(\underbrace{\mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i, \text{LoS}} + \sum_{q=1}^{Q_k} \mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i,q}}_{\mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i}} \right) + \tilde{\mathbf{w}}_{\text{TS},p}^i$$

$$= \Psi \tilde{\mathbf{h}}_{\text{TS},p}^{\text{eff}-i} + \tilde{\mathbf{w}}_{\text{TS},p}^i$$

- 卫星累积将所有 P 根天线、一个OTFS帧内 $N+1$ 个训练序列的观测信号拼接

$$\mathbf{R}_{\text{TS}} = \Psi \tilde{\mathbf{H}}_{\text{TS}}^{\text{eff}} + \tilde{\mathbf{W}}_{\text{TS}}$$

接入矩阵在时空上的相关性决定了其具有一致支撑集



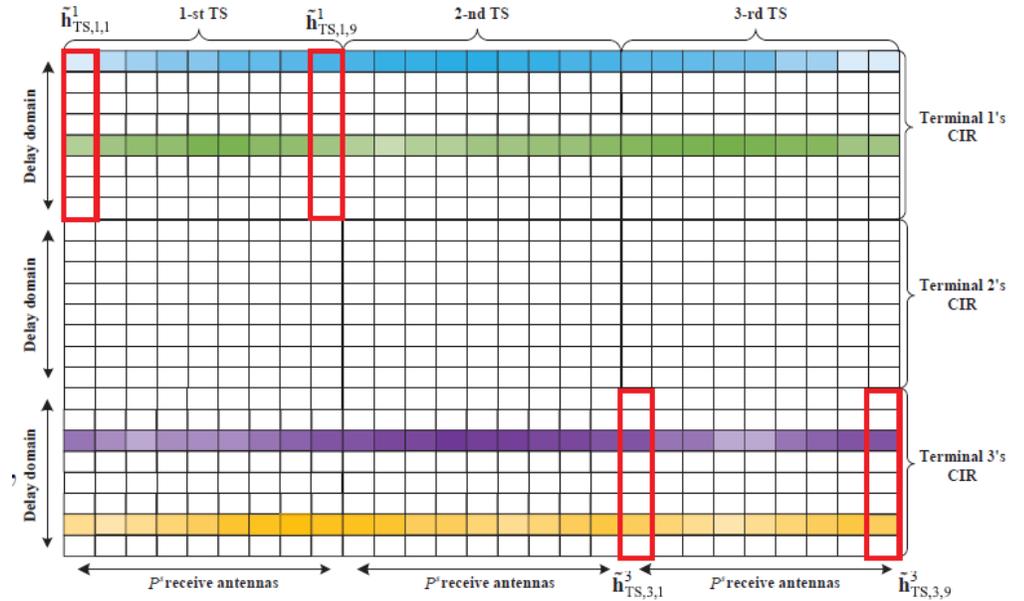
活跃性识别与信道估计问题：第一阶段

- ✓ 活跃性估计（信道增益估计器）

$$\hat{\alpha}_k = \begin{cases} 1, & \frac{1}{P(N+1)} \sum_p \sum_{l=(k-1)L+1}^{kL} |\hat{\mathbf{H}}_{\text{TS}[l,p]}^{\text{eff}}|^2 \geq \xi \\ 0, & \frac{1}{P(N+1)} \sum_p \sum_{l=(k-1)L+1}^{kL} |\hat{\mathbf{H}}_{\text{TS}[l,p]}^{\text{eff}}|^2 < \xi \end{cases},$$

- ✓ 信道延时参数估计（支撑集位置决定）

$$\hat{\ell}_k^q = \omega_k^q - (k-1)L, k \in \hat{\mathcal{A}}, 1 \leq q \leq |\Omega_k|_c$$



活跃性识别与信道估计问题：第二阶段（信道估计提纯）

- ✓ 通过收集 $N+1$ 个训练序列估计得到的信道向量（有误差），进一步实现多普勒频移估计

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{TS},p}^{\text{eff-nz},i} \approx \zeta \odot \eta(i, \{v_k\}_{k \in \mathcal{A}}),$$

压缩感知估计得到的有误差信道向量

【有误差观测是误差乘上带估计参数的函数】
通过联合多个训练序列的观测相除便可以提取带估计参数的函数

- ✓ IEEE TWC中的appendix给出了更详细的证明

活跃性识别与信道估计问题：第二阶段（信道估计提纯）

- ✓ 基于ESPRIT算法的超分辨率多普勒参数估计

$$\mathbf{x}_{k,p}^1 = \hat{\mathbf{Y}}_{k[1:N,p]}^{q*}, \mathbf{x}_{k,p}^2 = \hat{\mathbf{Y}}_{k[2:N+1,p]}^{q*}, \forall k, p,$$

$$\mathbf{R}_{xx}^k = E[\mathbf{x}_{k,p} \mathbf{x}_{k,p}^H] \approx \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \mathbf{x}_{k,p} \mathbf{x}_{k,p}^H,$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}^k = \mathbf{R}_{xx}^k - \hat{\sigma}_k^2 \mathbf{I},$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}^k = \hat{\mathbf{U}}_k \hat{\Sigma}_k \hat{\mathbf{U}}_k^H,$$

$$\hat{v}_k = \frac{N}{2\pi} \arg(\mathbf{e}_k^{1\dagger} \mathbf{e}_k^2).$$

- ✓ 补偿多普勒，对信道增益进行估计

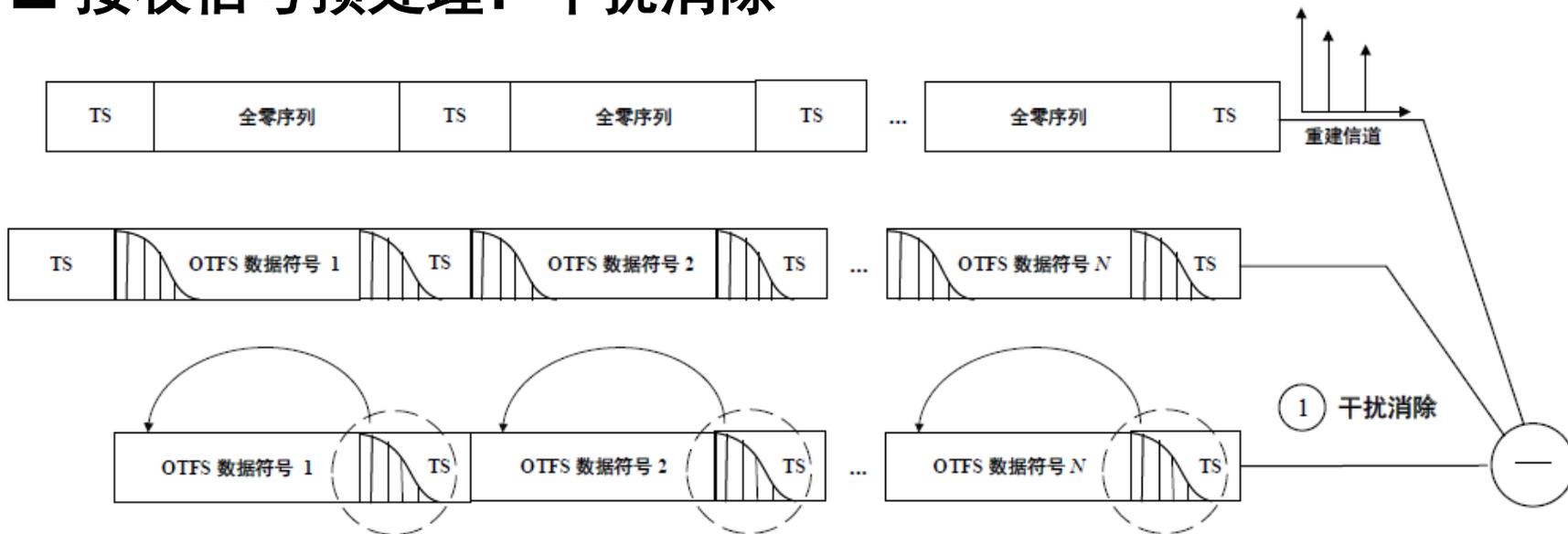
$$\hat{\mathbf{g}}_p^{\text{eff}} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^{N+1} \left[(\Psi_{[:,\mathcal{I}]}^\dagger \hat{\Gamma})^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{\text{TS},p}^{\text{eff}-\text{nz},i} \odot \frac{1}{\hat{\eta}^{i-1}} \right]$$

- ✓ 信道重建

$$\hat{h}_{k,p}^{\text{eff}-\text{DD}}[\ell, v] = \sum_{q=1}^{|\Omega_k|_c} \hat{g}_{k,p}^{\text{eff}-q} \delta[\ell - \hat{\ell}_k^q] \delta[v - \hat{v}_k], \forall k, p,$$

$$\hat{h}_{k,p}^{\text{eff}}[\kappa, \ell] = \sum_{q=1}^{|\Omega_k|_c} \hat{g}_{k,p}^{\text{eff}-q} e^{j2\pi \frac{\hat{v}_k(\kappa - \hat{\ell}_k^q)}{N(M+M_t)}} \delta[\ell - \hat{\ell}_k^q], \forall k, p.$$

接收信号预处理：干扰消除



【1】消除上一个训练序列扩散到数据符号中的干扰：利用估计出的信道，计算训练序列扩散部分导致的干扰

【2】补偿数据符号扩散到下一个训练序列中的泄露：将泄露部分叠加到头部，形成虚拟的循环卷积关系

多用户OTFS时域信号检测

$$\hat{\mathbf{r}}_p = \sum_{k \in \hat{\mathcal{A}}} \underbrace{(\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{R}_{zp} \mathbf{R}_s) \mathbf{R}_T \hat{\mathbf{U}}^i \hat{\Pi}_{k,p} \mathbf{A}_T (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{A}_{zp})}_{\hat{\mathbf{U}}^i} \tilde{\mathbf{s}}_k + (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{R}_{zp} \mathbf{R}_s) \mathbf{R}_T \mathbf{w}_p^e$$

LSQR迭代解法避免直接矩阵求逆

强稀疏性

$$\begin{aligned} \beta_{t+1} \mathbf{u}_{t+1} &\leftarrow \hat{\mathbf{U}}^i \mathbf{v}_t - \alpha_t \mathbf{u}_t; \\ \alpha_{t+1} \mathbf{v}_{t+1} &\leftarrow \left(\hat{\mathbf{U}}^i \right)^H \mathbf{u}_{t+1} - \beta_{t+1} \mathbf{v}_t; \end{aligned}$$

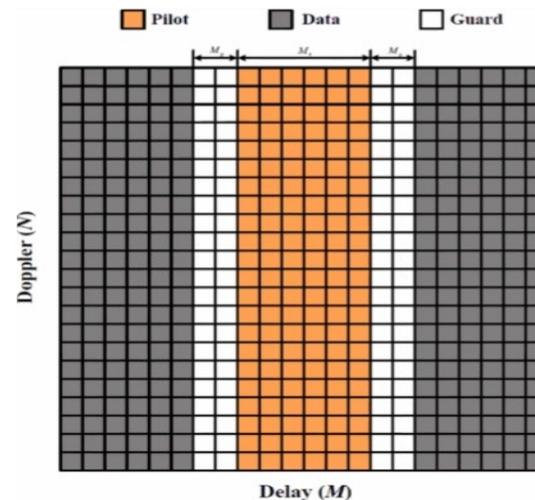
仿真参数

TABLE III: Simulation parameters

Contents	Parameters	Values
System	Carrier frequency	10 GHz
	Subcarrier spacing	480 KHz
	Bandwidth	122.88 MHz
	OTFS data size (M, N)	(256,8)
	Modulation scheme	QPSK
	Satellite's UPA (P_x^s, P_y^s)	(32, 32)
	Terminals' UPA (P_x^t, P_y^t)	(32, 32)
Angular spacing (Δ_z, Δ_a)	(14.4°, 14.3°)	
TSL	Orbit altitude of LEO satellite	500 km
	Velocity of LEO satellite	7.58 km/s
	Velocity of terminals	0 ~ 10 m/s
	Service coverage radius	494.8 km
	Zenith angle θ_k^{zen}	$[-44.7^\circ, 44.7^\circ]$
	Azimuth angle θ_k^{azi}	$[0, 360^\circ)$
	Remant RToA τ_k^{LoS} and MPC's delay τ_k^q range	0 ~ 0.52 μ s
	Doppler shift ν_k^{LoS} (ν_k^q) range	0 ~ 178.2 KHz

对比方案

- ✓ [Ke'19 TSP] GMMV-AMP: 采用OFDM波形的免调度接入方案
- ✓ [Wu'22 JSAC]+[Shen'19 3D-SOMP]: 基于OTFS的免调度接入方案, 采用延时-多普勒域导频

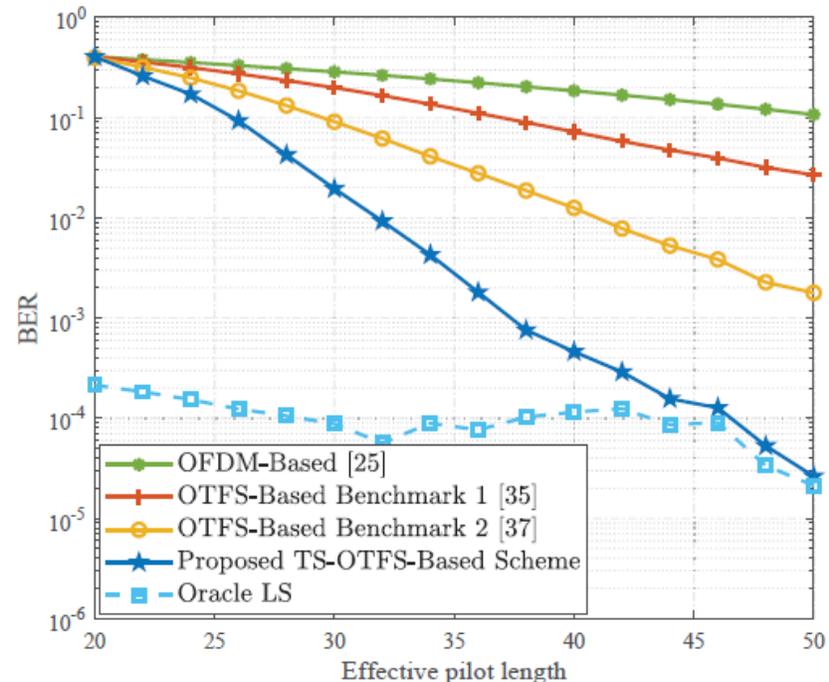
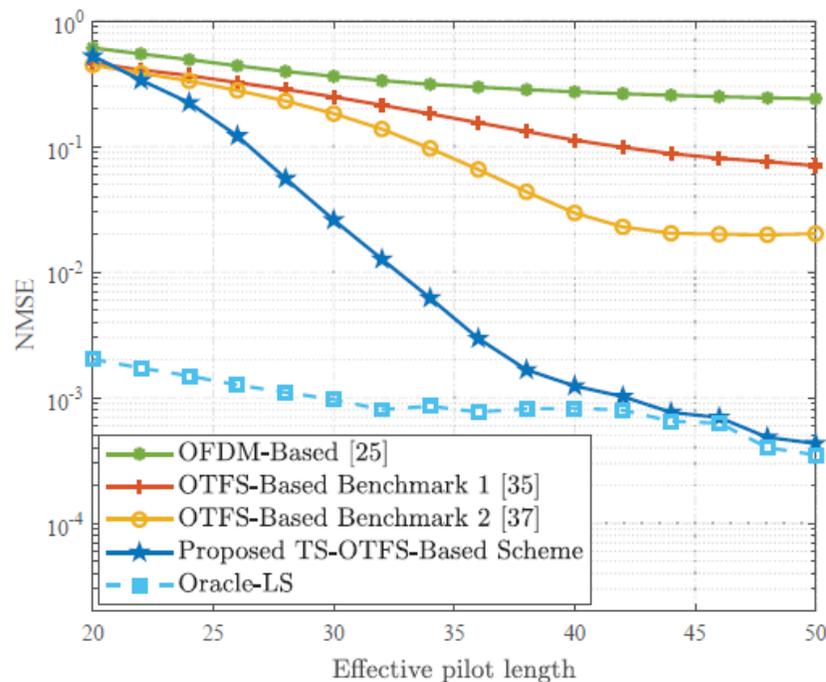
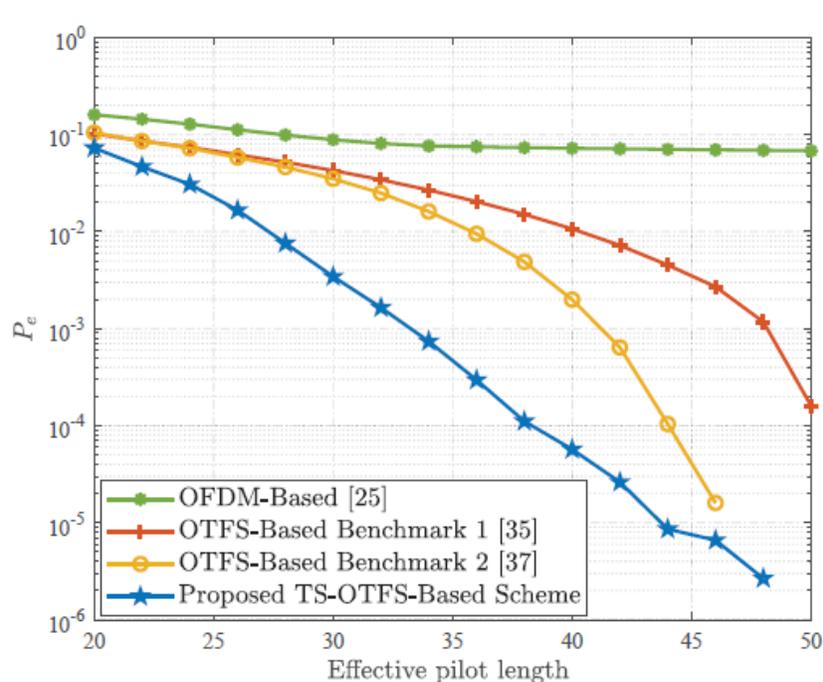


- ✓ 单个卫星覆盖范围内潜在总设备数 $K=100$, 活跃用户数 $Ka=10$
- ✓ 考虑星地链路路损, 并进行链路预算, 接收信号信噪比范围内在15-20dB之间

[Ke'19] M. Ke et al, "Compressive Sensing-Based Adaptive Active User Detection and Channel Estimation: Massive Access Meets Massive MIMO," *IEEE TSP* 2020.

[Wu'22] B. Shen, et al, "Random Access With Massive MIMO-OTFS in LEO Satellite Communications," *IEEE JSAC* 2022.

性能随导频开销变化



**传统接入方案受多普勒影响显著
所提接入方案相比现有OTFS接入算法性能优势明显**

X. Zhou, K. Ying, **Z. Gao*** *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE Trans Wireless Communications*, 2022

□ 导频开销与数据传输效率

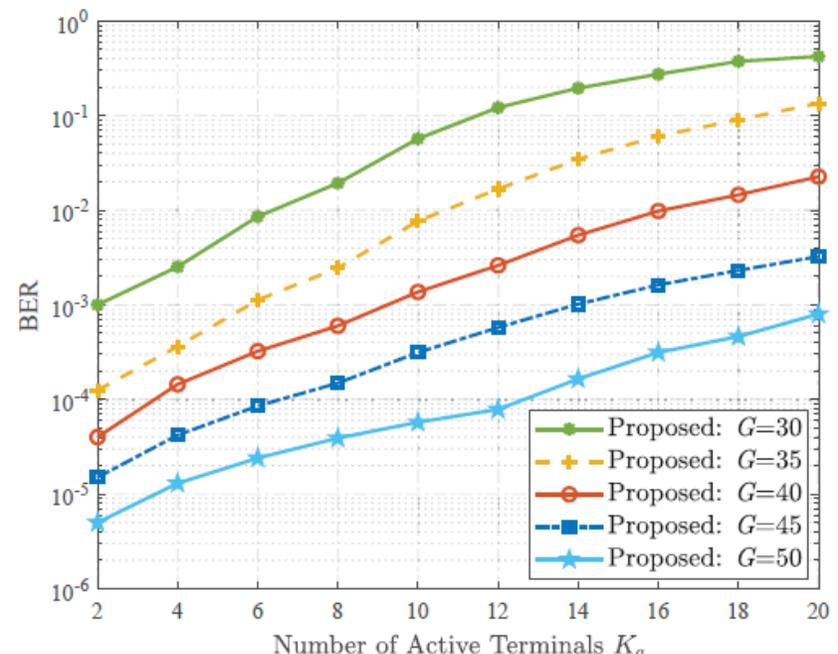
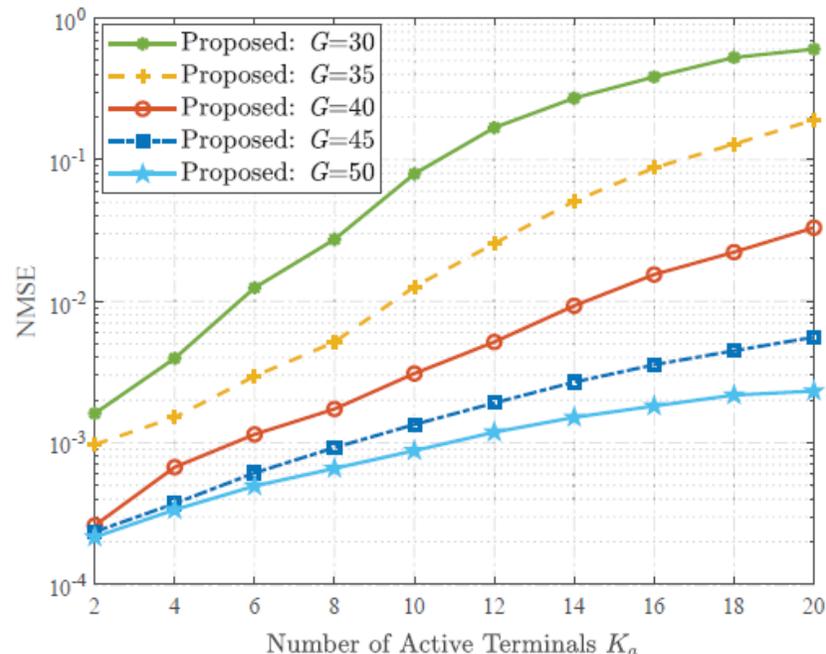
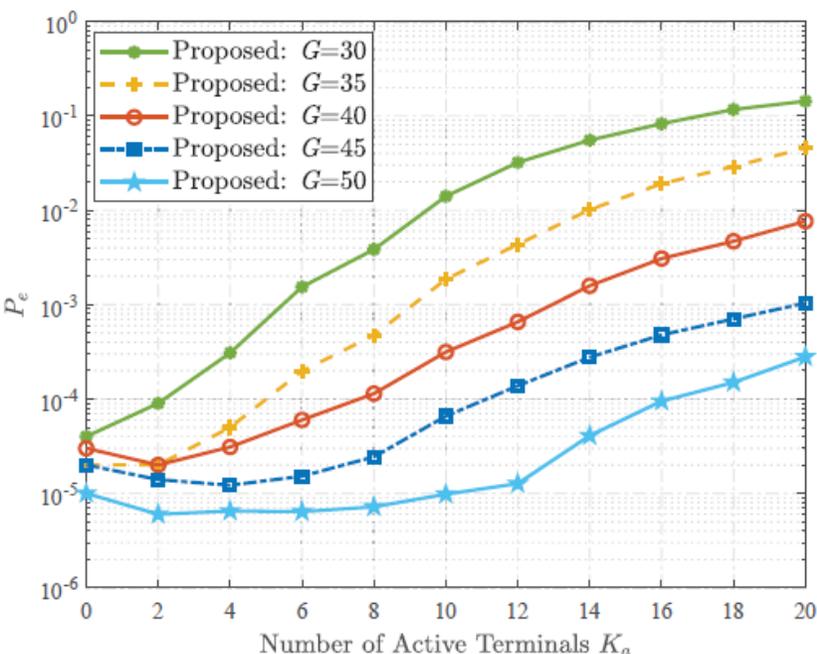
TABLE V: Transmission efficiency comparison between the benchmark and the proposed scheme

Schemes	Benchmark 1 and 2				Proposed			
Cyclic prefix	$N(L - 1)$				$(N + 1)(L - 1)$			
(ISI region)	256	256	256	256	288	288	288	288
Guard Interval	$2N(L - 1)$							
	512	512	512	512				
Effective Pilot	$M_{\tau}N_{\nu} (N_{\nu} = N)$				$G(N + 1)$			
	160	240	320	400	180	270	360	450
Frame size	$(M + L - 1)N$				$M_t(N + 1) + MN$			
	2304	2304	2304	2304	2516	2606	2696	2786
Transmission	$\frac{MN - 2N(L - 1) - M_{\tau}N_{\nu}}{(M + L - 1)N}$				$\frac{M(M + L - 1)N^2}{[M_t(N + 1) + MN]^2}$			
efficiency	59.72%	56.25%	52.78%	49.31%	74.54%	69.48%	64.92%	60.79%

所提接入方案具有更高的传输效率

X. Zhou, K. Ying, **Z. Gao*** *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE Trans Wireless Communications*, 2022

性能随活跃设备数量变化



一定长度的接入序列可容纳较大范围的活跃设备数量变化

X. Zhou, K. Ying, **Z. Gao*** *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE Trans Wireless Communications*, 2022

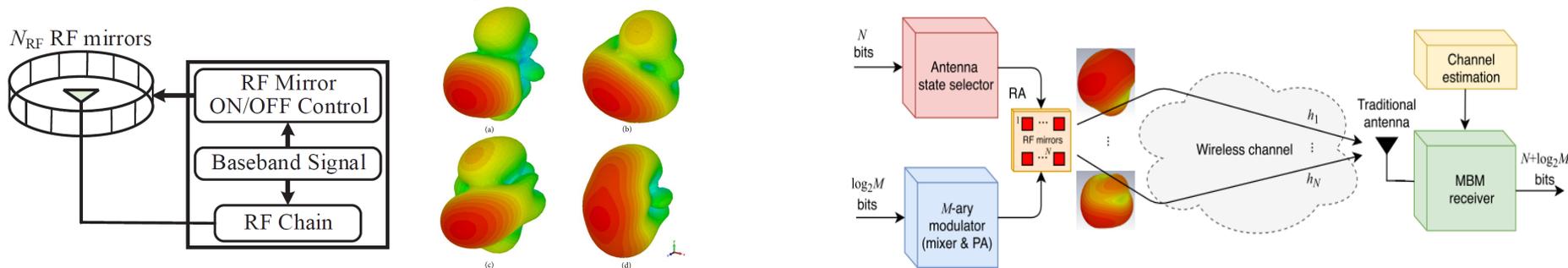
总结与展望

□ 总结

- ✓ mMIMO系统的免调度NOMA：活跃性检测与接入信道估计
- ✓ mMIMO系统预均衡免调度NOMA：活跃性检测与数据解调
- ✓ LEO-mMIMO的OTFS-NOMA：活跃性检测、信道估计、数据解调

□ 展望

➤ 基于可重构超材料媒介调制的大量接入



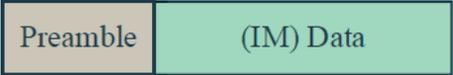
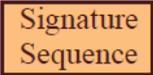
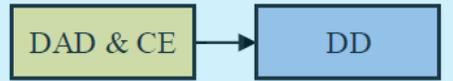
总结与展望

□ 总结

- ✓ mMIMO系统的免调度NOMA：活跃性检测与接入信道估计
- ✓ mMIMO系统预均衡免调度NOMA：活跃性检测与数据解调
- ✓ LEO-mMIMO的OTFS-NOMA：活跃性检测、信道估计、数据解调

□ 展望

- 基于可重构超材料媒介调制的海量接入
- 基于codebook的非相干数据检测接入

	Coherent Grant-free (IM) Scheme I	Coherent Grant-free (IM) Scheme II	Grant-free NC-IM
Frame Structure (Tx)			
Processing Procedure (Rx)			

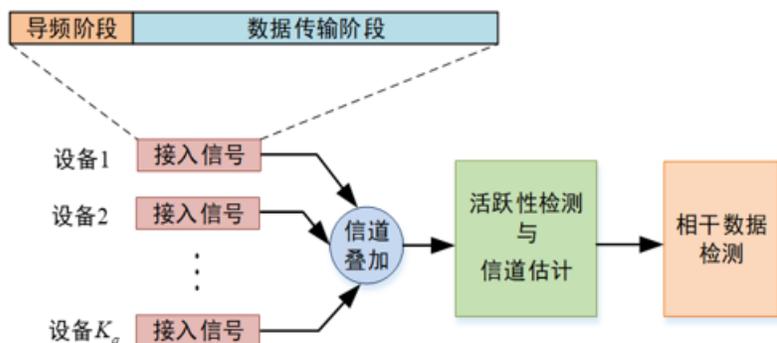
总结与展望

展望

- 基于可重构超材料媒介调制的大量接入
- 基于codebook的非相干数据检测接入
- 基于双线性AMP算法半盲检测的**有源/无源接入统一框架**

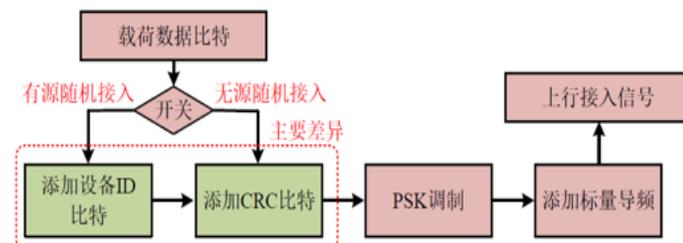
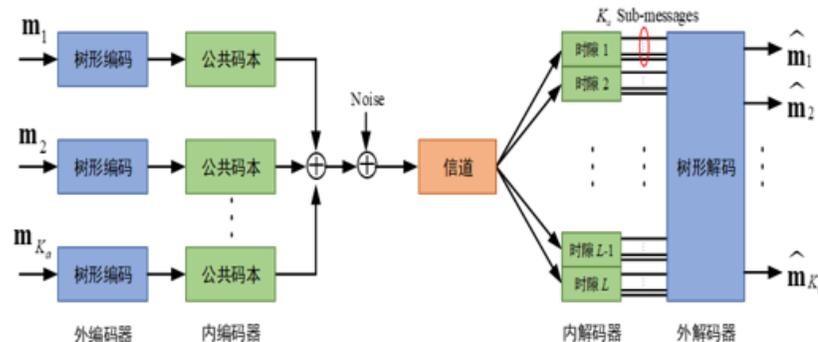
免调度有源随机接入

- 基站需**同时获取**上行发送的**消息内容和来源**
- 采用基于**非正交导频**的**相干数据检测**框架
- 在海量设备场景下**导频开销大**，**载荷效率低**

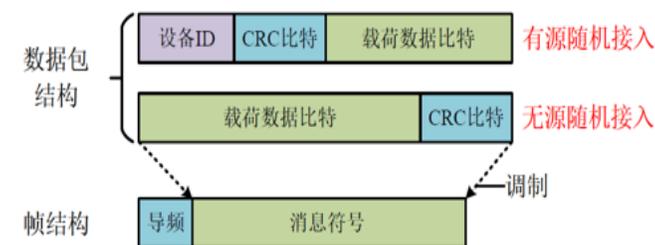


免调度无源随机接入

- 基站**只关心**发送的**消息内容**，**而不关心其来源**
- 采用基于**公共码本**的**非相干数据检测**框架
- 码本尺寸随比特数呈指数级增长，**计算复杂度高**



(a) 发射机结构



(b) 数据包结构和帧结构

M. Ke, Z. Gao, et al, "Next-Generation URLLC With Massive Devices: A Unified Semi-Blind Detection Framework for Sourced and Unsourced Random Access," in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 41, no. 7, pp. 2223-2244, July 2023.

THANKS!

- [1] M. Ke, Z. Gao*, et al, "Compressive Sensing-Based Adaptive Active User Detection and Channel Estimation: Massive Access Meets Massive MIMO," *IEEE TSP*, vol. 68, pp. 764-779, 2020.
- [2] M. Ke, Z. Gao*, et al, "Massive Access in Cell-Free Massive MIMO-Based Internet of Things: Cloud Computing and Edge Computing Paradigms," *IEEE JSAC*, vol. 39, no. 3, pp. 756-772, March 2021.
- [3] M. Ke, Z. Gao*, et al, "An Edge Computing Paradigm for Massive IoT Connectivity Over High-Altitude Platform Networks," *IEEE Wireless Communications*, vol. 28, no. 5, pp. 102-109, October 2021.
- [4] Y. Mei, Z. Gao*, et al., "Compressive Sensing-Based Joint Activity and Data Detection for Grant-Free Massive IoT Access," *IEEE TWC*, vol. 21, no. 3, pp. 1851-1869, March 2022
- [5] L. Qiao, J. Zhang, Z. Gao* et al, "Massive Access in Media Modulation Based Massive Machine-Type Communications," *IEEE TWC*, vol. 21, no. 1, pp. 339-356, Jan. 2022
- [6] L. Qiao, J. Zhang, Z. Gao* et al, "Joint Activity and Blind Information Detection for UAV-Assisted Massive IoT Access," *IEEE JSAC*, vol. 40, no. 5, pp. 1489-1508, May 2022
- [7] X. Zhou, K. Ying, Z. Gao* *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE TWC*, 2022
- [8] Y. Mei, Z. Gao, *et al* "Compressive Sensing Based Grant-Free Random Access for Massive MTC," IEEE UCET 2020 最佳论文.
- [9] Z. Gao, K. Ying, *et al* , "Grant-Free Random Access in Massive MIMO Based LEO Satellite Internet of Things," IEEE/CIC ICC 2021 最佳论文
- [10] M. Ke, Z. Gao*, et al, Massive MIMO-Enabled Semi-Blind Detection for Grant-Free Massive Connectivity, IEEE IWCMC 2022 最佳论文
- [11] S. Liu, Z. Gao*, et al, "LEO Satellite Constellations for 5G and Beyond: How Will They Reshape Vertical Domains?," *IEEE Communications Magazine*, vol. 59, no. 7, pp. 30-36, July 2021