

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>

2022年12月10日

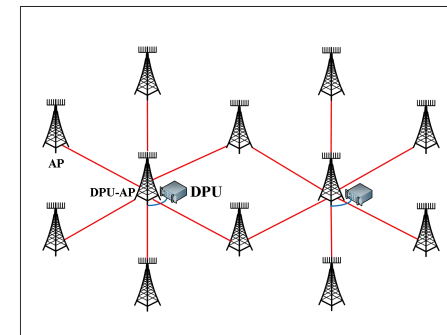
1 Cell-Free大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

4 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

5 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术

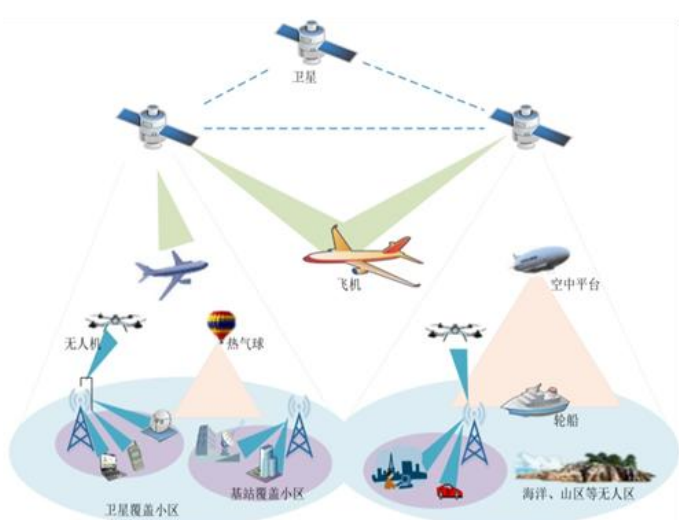


M. Ke, **Z. Gao***, et al, "Compressive Sensing-Based Adaptive Active User Detection and Channel Estimation: Massive Access Meets Massive MIMO," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 764-779, 2020.

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.

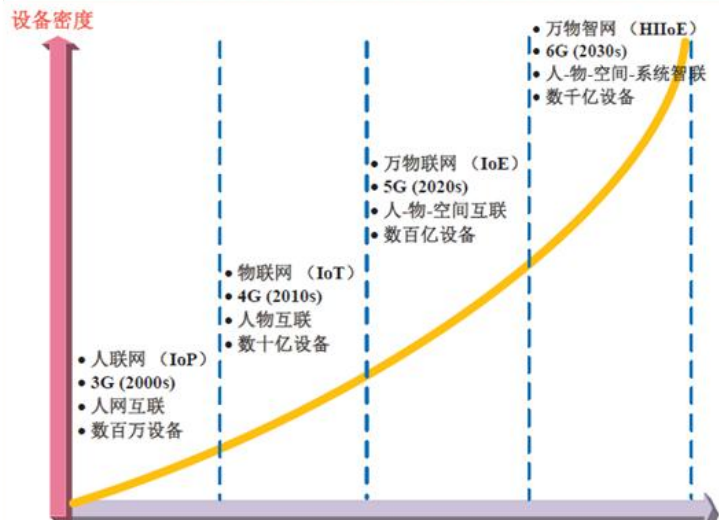
研究背景 Cell-Free大规模MIMO海量接入：云计算 vs 边缘计算范式

未来物联网应用的主要特征及技术需求



泛在无线覆盖

要求为空天地海广泛分布的设备提供**无处不在、价格低廉**的无线覆盖



超大规模连接

要求支持**每平方公里千万级乃至亿级**的设备连接数，真正实现万物互联



高度异构服务

要求满足不同速率、不同速度、不同时延、不同可靠性等**高度异构**的服务需求

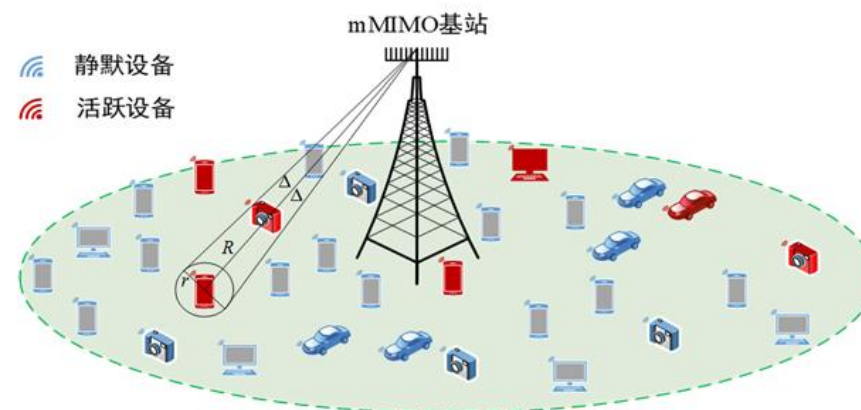
■ 大规模MIMO系统中的上行多址接入场景

- 基站配备 M 根天线的均匀线性阵列
- 同时服务 K 个用户，用户的数量十分庞大，但只有部分是活跃的
- 免调度随机接入协议+非正交多址技术
- 采用OFDM传输技术支持宽带物联网

■ 基站端接收信号

$$\mathbf{y}_p^t = \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{h}_{p,k} s_{p,k}^t + \mathbf{n}_p^t = \mathbf{H}_p \mathbf{s}_p^t + \mathbf{n}_p^t,$$

其中， $\mathbf{H}_p = [\alpha_1 \mathbf{h}_{p,1}, \dots, \alpha_K \mathbf{h}_{p,K}]^T \in \mathbb{C}^{M \times K}$ ， $\mathbf{s}_p^t = [s_{p,1}^t, \dots, s_{p,K}^t]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 。



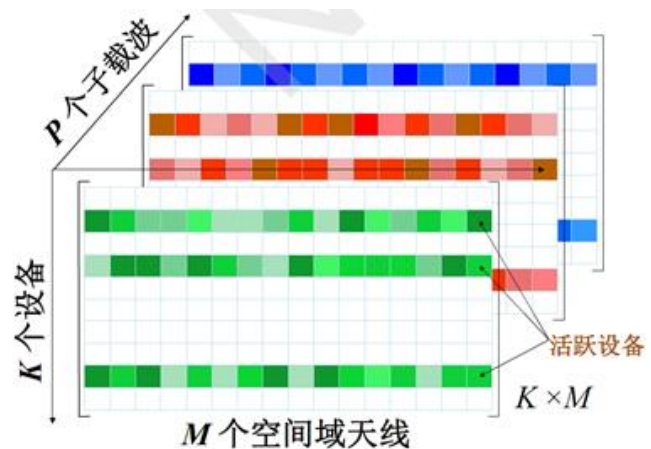
■ 空间域模型

$$\mathbf{Y}_p^G = \mathbf{S}_p^G \mathbf{X}_p + \mathbf{N}_p, \forall p,$$

其中, $\mathbf{Y}_p^G = [\mathbf{y}_p^1, \dots, \mathbf{y}_p^G]^T \in \mathbb{C}^{G \times M}$, $\mathbf{S}_p^G = [\mathbf{s}_p^1, \dots, \mathbf{s}_p^G]^T \in \mathbb{C}^{G \times K}$,

$$\mathbf{X}_p = \mathbf{H}_p^T \in \mathbb{C}^{K \times M}$$

- 多址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**

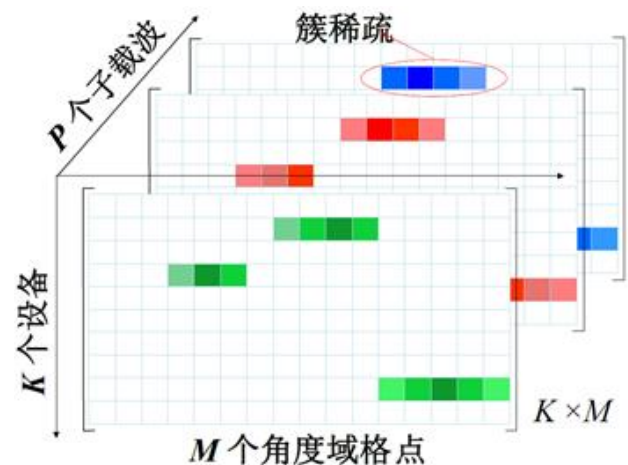


■ 角度域模型

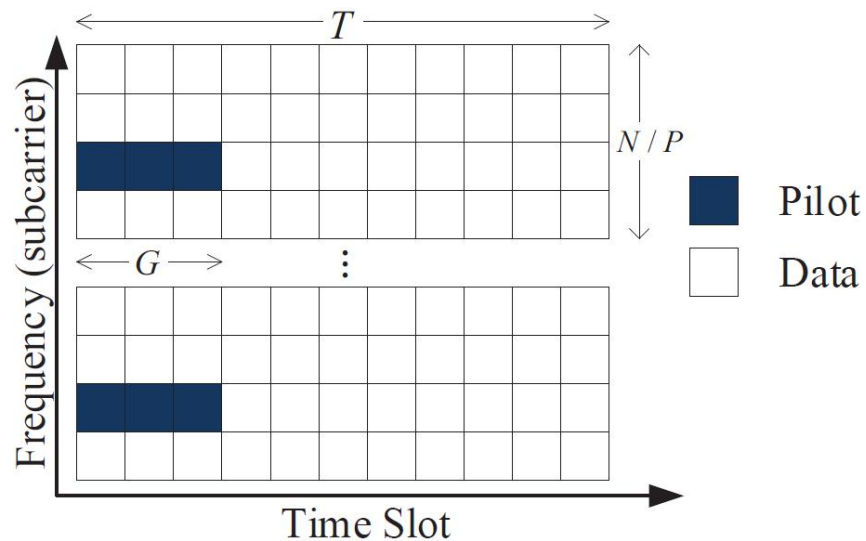
$$\mathbf{R}_p^G = \mathbf{Y}_p^G \mathbf{A}_R^* = \mathbf{S}_p^G \mathbf{W}_p + \tilde{\mathbf{N}}_p, \forall p,$$

其中 $\mathbf{W}_p = \mathbf{X}_p \mathbf{A}_R^* = [\alpha_1 \mathbf{w}_{p,1}, \dots, \alpha_K \mathbf{w}_{p,K}]^T$

- 多址信道矩阵的列具有稀疏性
- 空间域的共同稀疏图样被破坏, 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**



■ 宽带免调度多址接入协议的帧结构



■ 基于分布式压缩感知的导频设计

- 用户的多址导频通过**标准复高斯分布**产生
- 不同子载波上的导频互不相同以引入**导频矩阵多样性**

■ 自适应开销的活跃性检测和信道估计



- 自适应调整导频时隙开销
- 对于实际动态系统具有更好的鲁棒性

■ 求解问题

$$\mathbf{Y}_p^G = \mathbf{S}_p^G \mathbf{X}_p + \mathbf{N}_p, \forall p,$$

信道矩阵的后验均值：

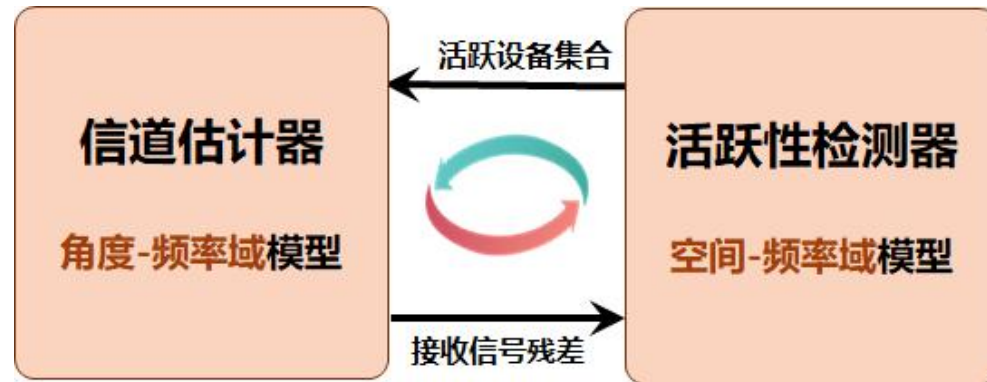
$$\hat{x}_{k,m} = \int x_{k,m} p(x_{k,m} | \mathbf{Y}) dx_{k,m}, \forall k, m,$$

其中， $p(x_{k,m} | \mathbf{Y}) = \int p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) d\mathbf{X}_{k,m}$

■ GMMV-AMP算法

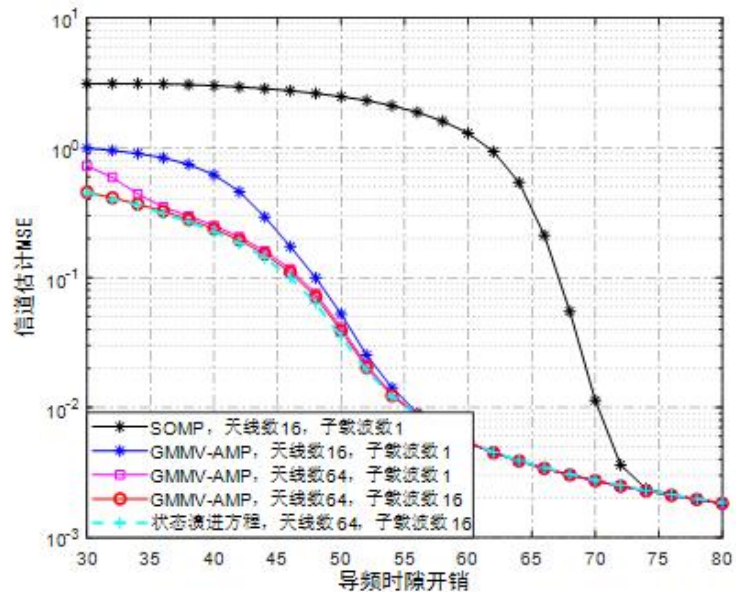
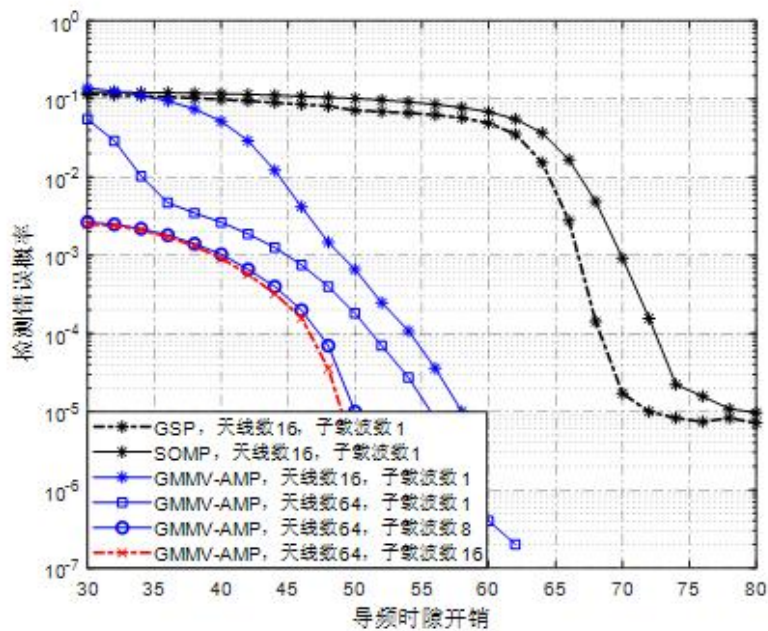
- 求解分布式**多观测矢量**的压缩感知问题
- 利用近似消息传递框架**简化后验均值的计算**
- 利用**信道矩阵的稀疏结构**来提高性能
- EM算法学习信道分布参数和噪声功率(**无需超参数的先验**)
- 利用状态演进方程准确地**预测信道估计性能**

■ 交替的活跃用户检测和信道估计算法 (Turbo-GMMV-AMP)



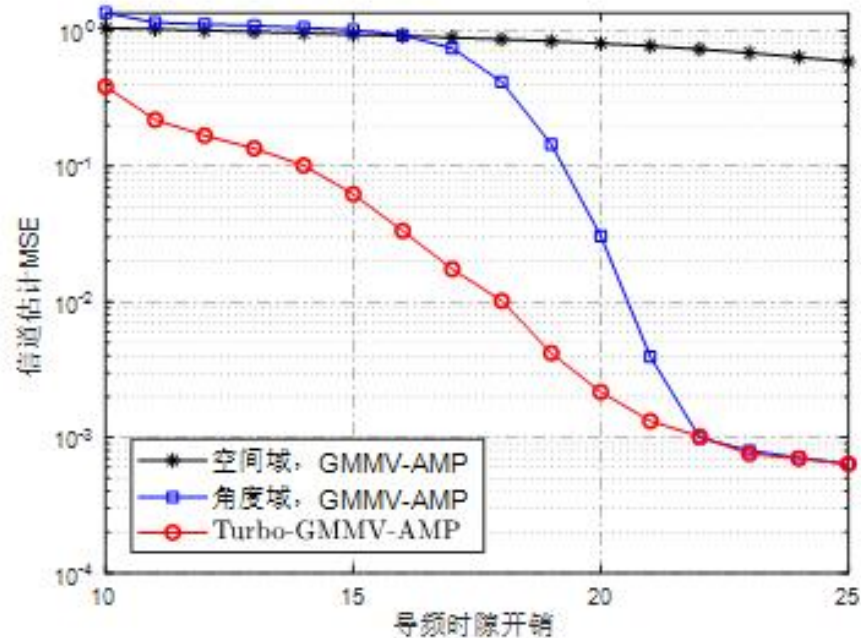
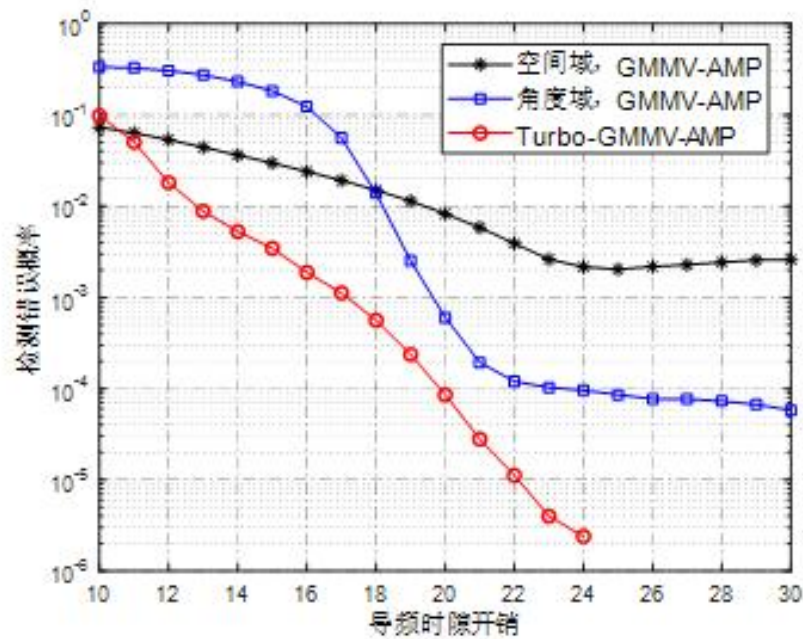
- 基于**空间-频率域**的活跃性检测：获取**粗糙的**活跃用户集合估计和**可靠的**活跃用户集合估计，并传递给模块B。
- 基于**角度-频率域**的信道估计：估计已检测活跃用户的信道，并将可靠检测的活跃用户的信道从接收信号中移除，将残差传递给模块A。
- 两个模块迭代执行，直至收敛

■ 仿真参数：500个用户，其中50个用户活跃

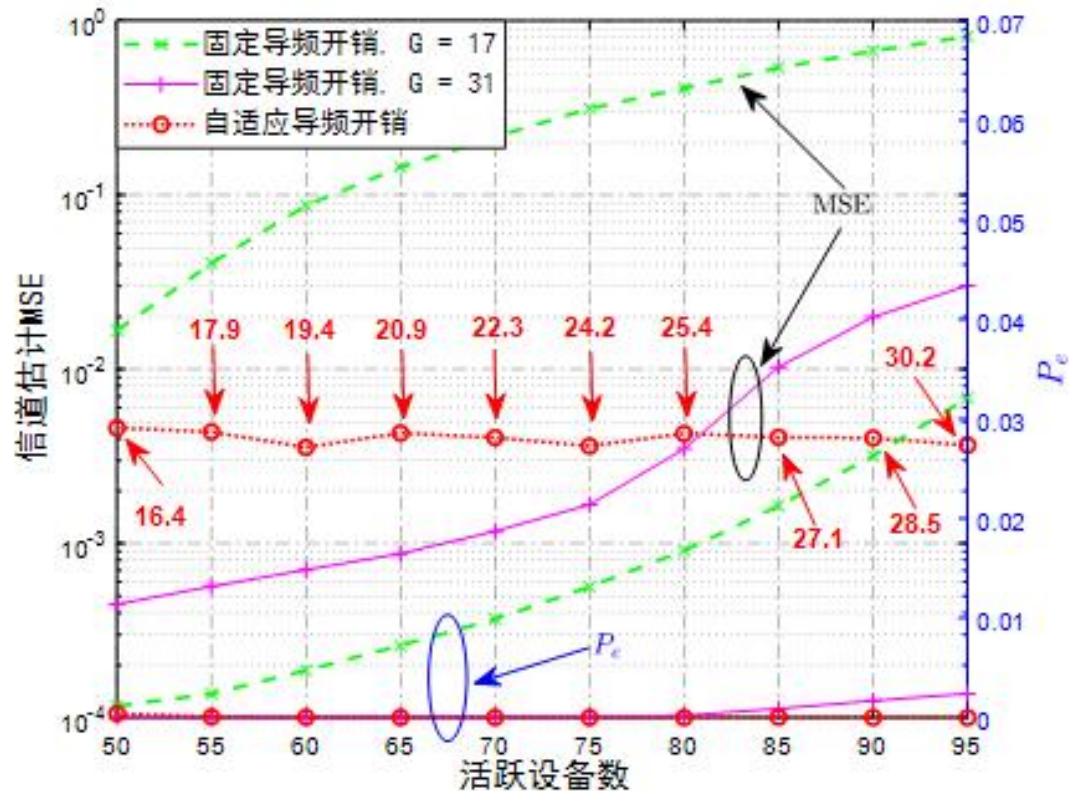


- ✓ 相比于其他压缩感知算法，GMMV-AMP算法可以获得更好的性能
- ✓ 多载波的传输方式和基站配备更多天线可以带来一定的性能增益
- ✓ 状态演进方程能准确预测信道估计性能

■ 仿真参数：500个用户，其中50个用户活跃



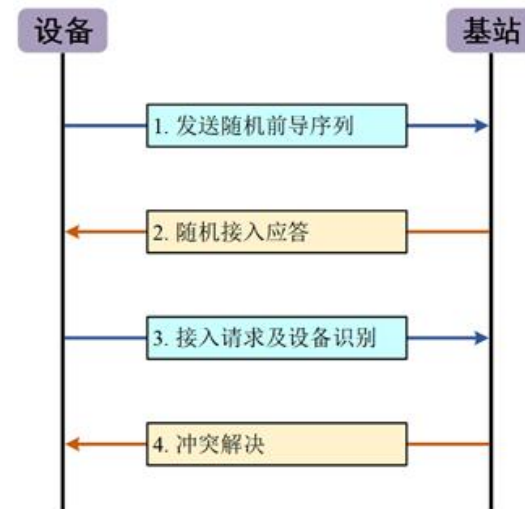
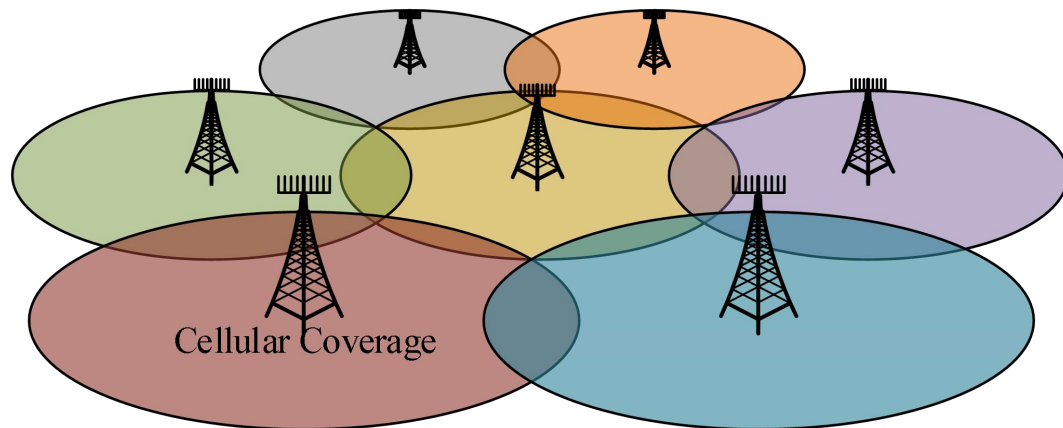
- ✓ 传统空间域和角度域方案均无法充分利用多域结构化稀疏性
- ✓ Turbo-GMMV-AMP算法可联合利用空间域和角度域结构化稀疏性
- ✓ 突破导频开销受限于活跃用户数



- ✓ 活跃用户数量过大，非自适应方案性能损失严重
- ✓ 对于活跃用户数量时变的实际动态系统，自适应的方案具有更好的鲁棒性

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.

□ 传统网络的局限性



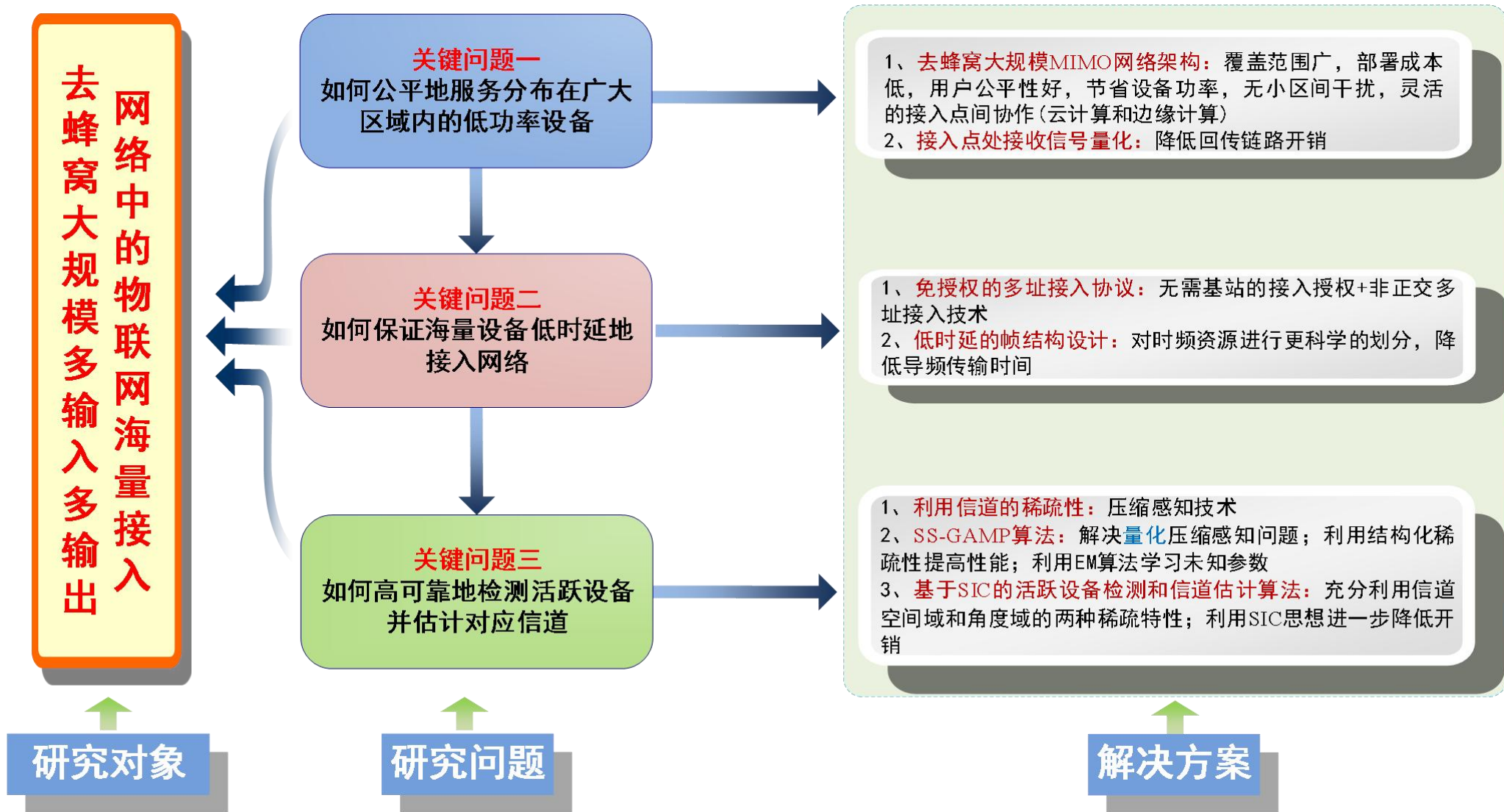
● 集中式大规模MIMO + 超密集组网

- 小区中心和小区边缘服务不一致
- 多小区缺乏协作，小区间干扰严重
- 基站密集部署，网络部署成本高

● 基于调度的随机接入协议+正交资源分配

- 复杂的信令交互流程，接入时延高
- 可容纳设备数量受限于正交资源数
- 设备间接入冲突严重，系统可靠性低

研究内容 Cell-Free大规模MIMO海量接入：云计算 vs 边缘计算范式

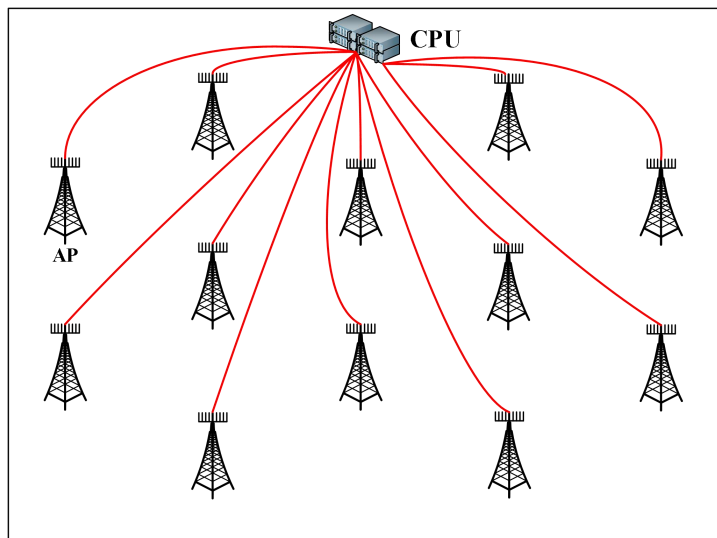


研究内容 Cell-Free大规模MIMO海量接入：云计算 vs 边缘计算范式

- 网络中**分布式地**部署大量AP，为**广域分布**的所有设备提供**均匀一致**的服务
- 每个AP上都配备了**大规模天线阵列**，提供**丰富的空间自由度**
- 所有AP连接到相应的处理单元，可实现**灵活的AP间协作**，有效**避免小区域干扰**

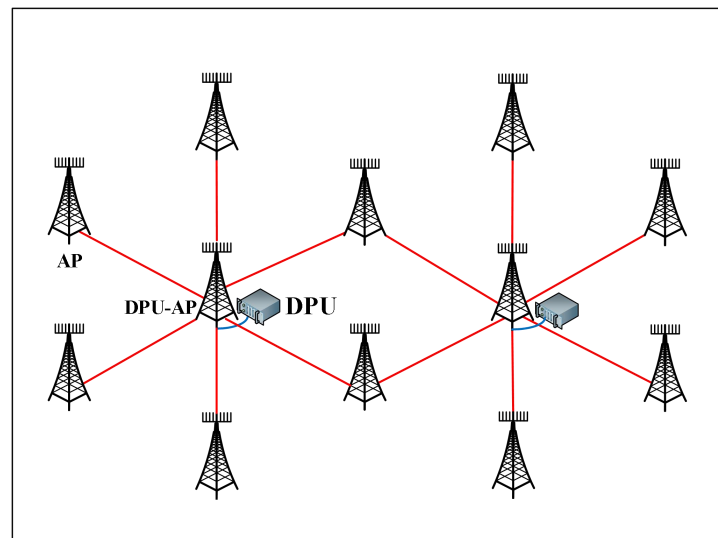
□ 云计算

- **集中式协作**，CPU和回传链路负载高
- 信号传输距离长，经过多层网络，接入时延高
- AP仅需天线和射频链，网络部署成本低



□ 边缘计算

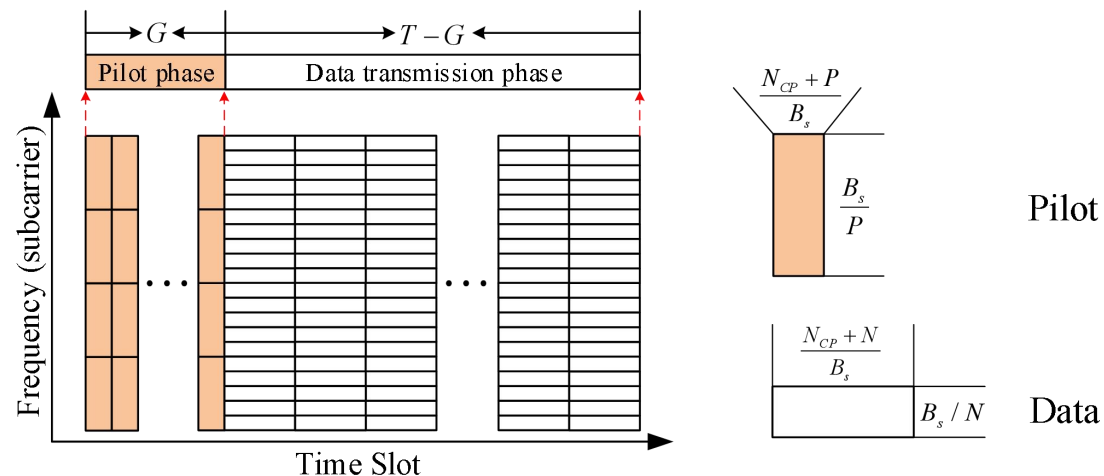
- **分布式协作**，CPU和回传链路负载低
- 信号处理位于网络边缘，接入时延低
- 网络边缘需要额外的DPU，网络部署成本高



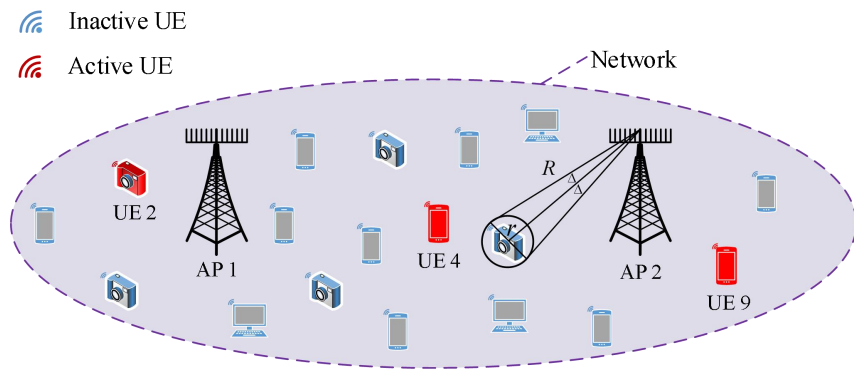
系统模型建模 Cell-Free大规模MIMO海量接入：云计算 vs 边缘计算范式

- 步骤1：活跃设备**无需接入调度**，直接上行发送**非正交导频**及载荷数据
- 步骤2：各个AP将接收信号进行**量化**后发送至对应的处理单元
- 步骤3：**联合处理**来自多个AP的信号，处理单元检测活跃设备并估计其信道

□ 上行帧结构



- CP-OFDM，将时频资源划分成多个资源单元，所有设备使用**相同的时频资源**
- **时域**上分为导频传输和数据传输两个阶段
- **频域**上导频和数据采用**不同的子载波间隔**
- 导频符号传输时间**远小于**数据符号传输时间，可显著**降低接入时延**



物联网海量连接场景

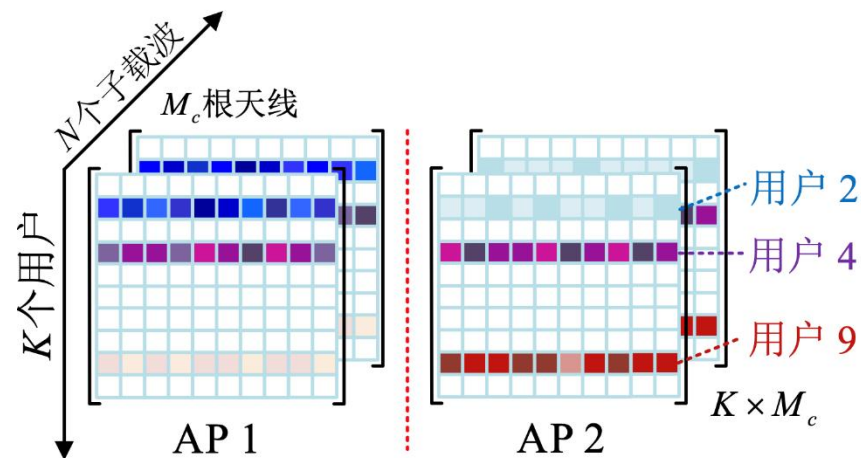
□ AP处接收信号模型

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{p,b} &= \sum_{k=1}^K \mathbf{s}_{p,k} \sqrt{P_k} \alpha_k \mathbf{h}_{p,b,k}^T + \mathbf{N}_{p,b} \\ &= \mathbf{S}_p \mathbf{H}_{p,b} + \mathbf{N}_{p,b}, \quad \forall p \in [P] \text{ and } \forall b \in [B], \end{aligned}$$

- K 为总的设备数量， P 为导频子载波数量， B 为AP数量
- 设备具有**稀疏的上行流量**
- P_k 为设备发送功率， α_k 为设备活跃因子
- $\mathbf{h}_{p,b,k}$ 为设备与AP间的MIMO信道，考虑**单环信道模型**
- $\mathbf{S}_{p,k}$ 为设备**非正交导频**序列，服从标准复高斯分布

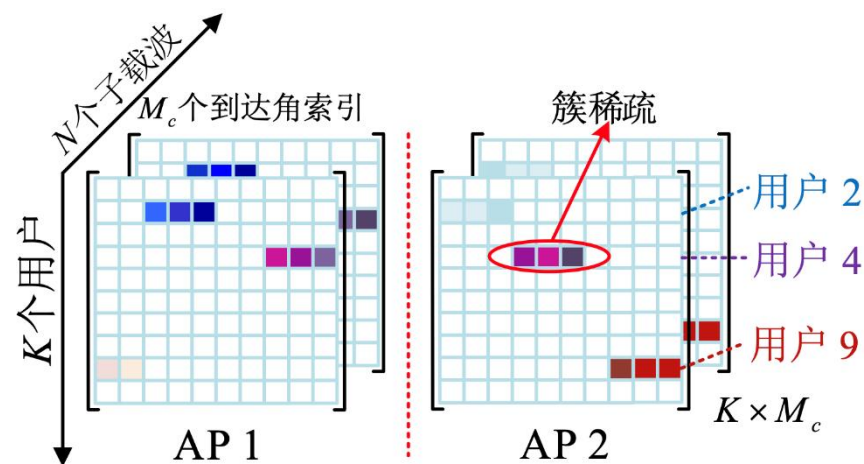
□ 信道矩阵空间域结构化稀疏性

- 零星的上行流量，信道矩阵各列具有稀疏性
- 在不同天线和子载波上观察到**相同的稀疏图样**
- 异构路径损耗，与不同AP相关联的列具有**近似共同支撑集**
- 上述稀疏结构有利于**提高活跃设备检测性能**



□ 信道矩阵角度域结构化稀疏性

- 零星的上行流量，信道矩阵各列具有稀疏性
- 不同子载波上的稀疏图样相同，**不同天线间的稀疏结构被破坏**
- 信道矩阵呈现**增强的簇稀疏**特性
- 上述稀疏结构有利于**提高信道估计性能**



云计算模型

- 空间域活跃设备检测 (空间域信道矩阵非零行检测)

$$\bar{\mathbf{Y}}_p = \underbrace{[\bar{\mathbf{Y}}_{p,1}, \bar{\mathbf{Y}}_{p,2}, \dots, \bar{\mathbf{Y}}_{p,B}]}_{\text{AP处量化接收信号}} = \mathbf{S}_p \overset{\text{空间域信道矩阵}}{\mathbf{H}_p} + \underset{\text{量化误差}}{\mathbf{N}_p^q} + \mathbf{N}_p,$$

- 角度域信道估计 (对应角度域信道矢量估计)

$$\mathbf{R}_p = [\mathbf{S}_p]_{:, \hat{\mathcal{A}}} \overset{\text{角度域信道矩阵}}{\mathbf{W}_p} \hat{\mathcal{A}}_{:,} + \tilde{\mathbf{N}}_p,$$

估计的活跃用户集合
AWGN, 量化误差, 活跃设备估计误差

边缘计算模型

- 空间域活跃设备检测

$$\bar{\mathbf{Y}}_{p,i} = \overset{\text{第i个 DPU处协作的AP集合}}{[\bar{\mathbf{Y}}_{p, \mathcal{B}_i(1)}, \bar{\mathbf{Y}}_{p, \mathcal{B}_i(2)}, \dots, \bar{\mathbf{Y}}_{p, \mathcal{B}_i(N_{co})}]} \overset{\text{协作AP数量}}{=} \mathbf{S}_p [\mathbf{H}_p]_{:, \mathcal{M}_i} + \underset{\text{与第i个AP相关联的天线索引}}{[\mathbf{N}_p^q]_{:, \mathcal{M}_i}} + [\mathbf{N}_p]_{:, \mathcal{M}_i},$$

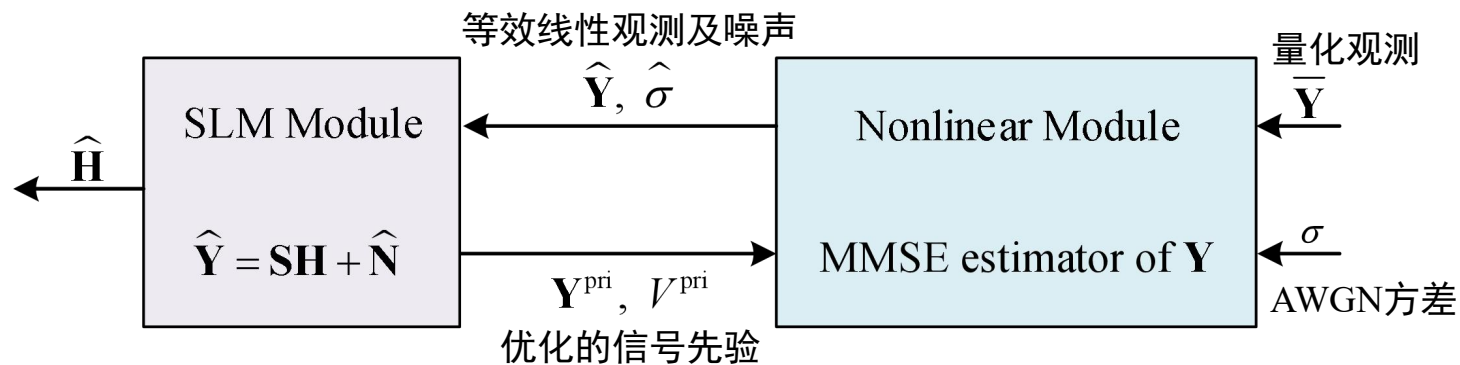
- 角度域信道估计

$$\mathbf{R}_{p,i} = [\mathbf{R}_{p, \mathcal{B}_i(1)}, \mathbf{R}_{p, \mathcal{B}_i(2)}, \dots, \mathbf{R}_{p, \mathcal{B}_i(N_{co})}] = \mathbf{S}_p [\mathbf{W}_p]_{:, \mathcal{M}_i} + [\bar{\mathbf{N}}_p^q]_{:, \mathcal{M}_i} + [\bar{\mathbf{N}}_p]_{:, \mathcal{M}_i}.$$

上述问题均可建模为量化的压缩感知问题

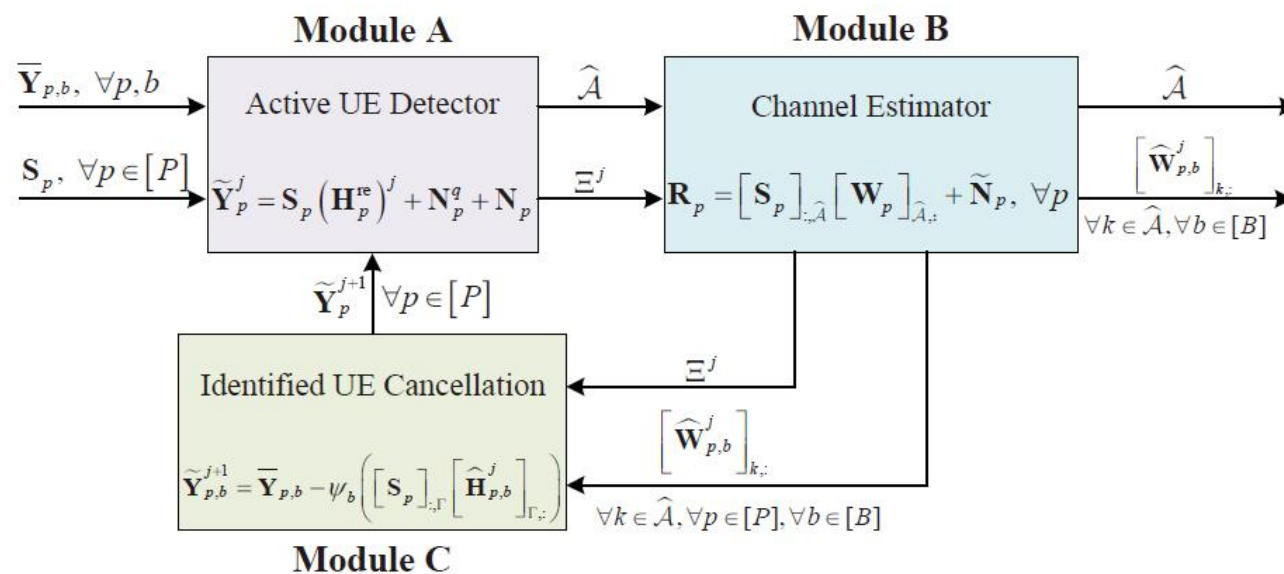
去量化的贝叶斯推理框架 (SS-GAMP算法)

- 一般化的贝叶斯推理框架，解决**量化压缩感知重构问题**
- 由两个模块组成：非线性模块和线性模块
- 非线性模块求解原始接收信号 \mathbf{Y} 的MMSE估计，将问题转化为**等效线性模型**
- 线性模块利用传统AMP算法求解信道矩阵的估计，并**优化 \mathbf{Y} 的先验**
- 两个模块交替迭代，直至收敛
- 线性模块利用**信道矩阵的稀疏结构**提高检测与估计性能
- 相比于传统的AMP算法，所提框架可**显著提高低分辨率量化下的重构性能**



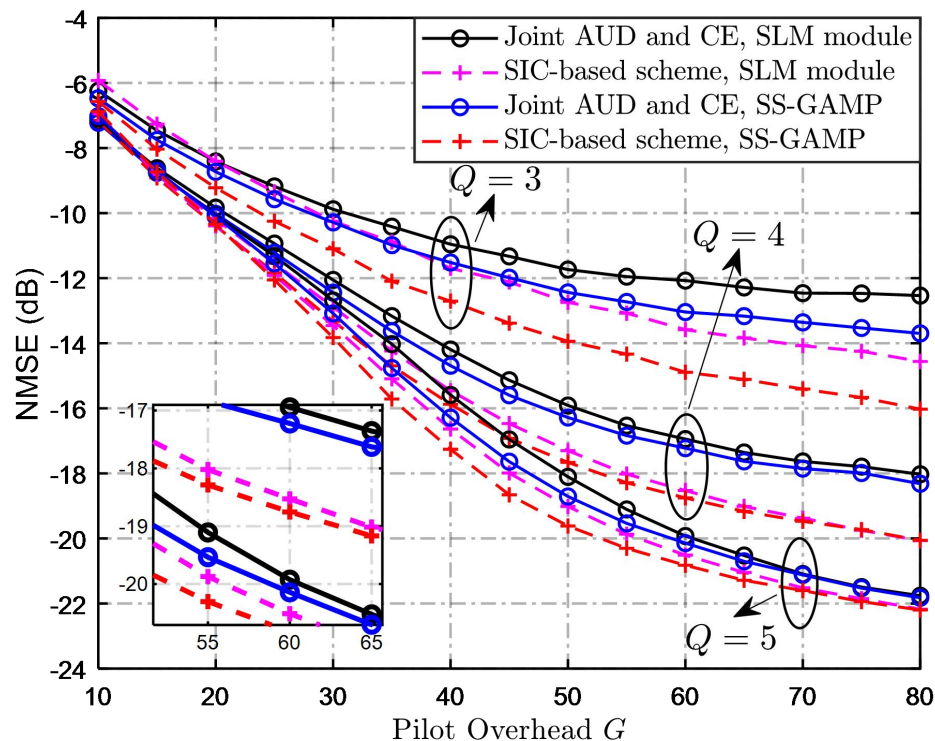
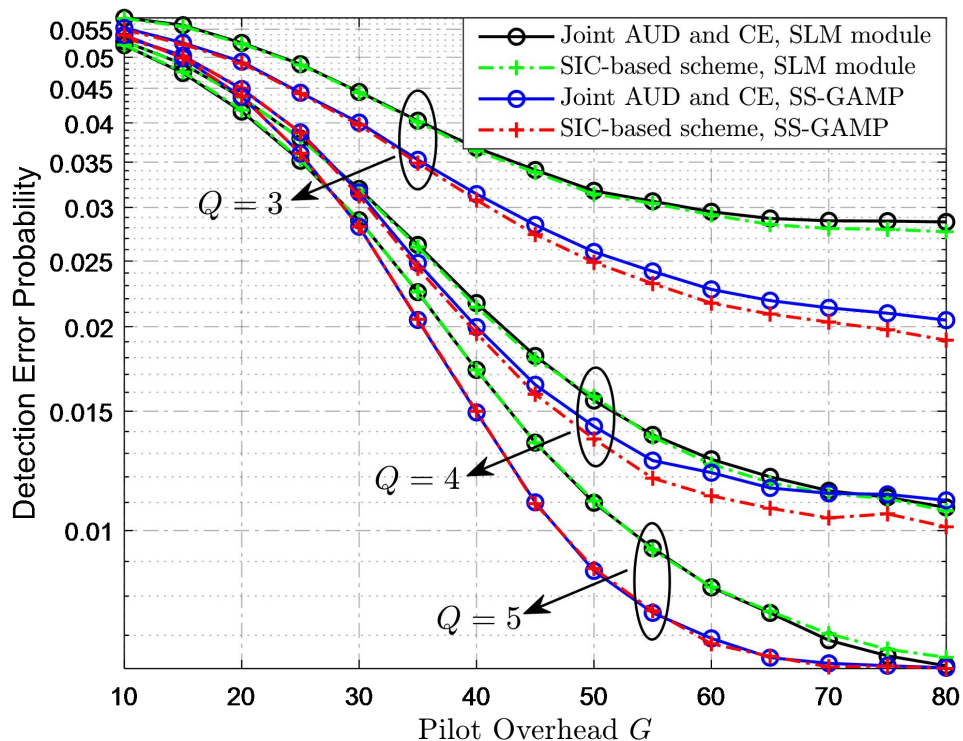
基于SIC的活跃设备检测与信道估计算法

- 模块A将SS-GAMP算法应用于空间域模型，获得两个可靠性不同活跃用户集合
- 模块B根据粗糙的活跃用户集合估计（低漏检），将SS-GAMP算法应用于角度域模型进行信道估计
- 模块C从可靠的活跃用户集合估计（低虚警）中选取部分用户，并将该用户的信号消除
- 三个模块交替迭代直至收敛
- 相比于空间域联合的检测与估计算法，所提算法可显著降低导频开销



SS-GAMP算法的优越性

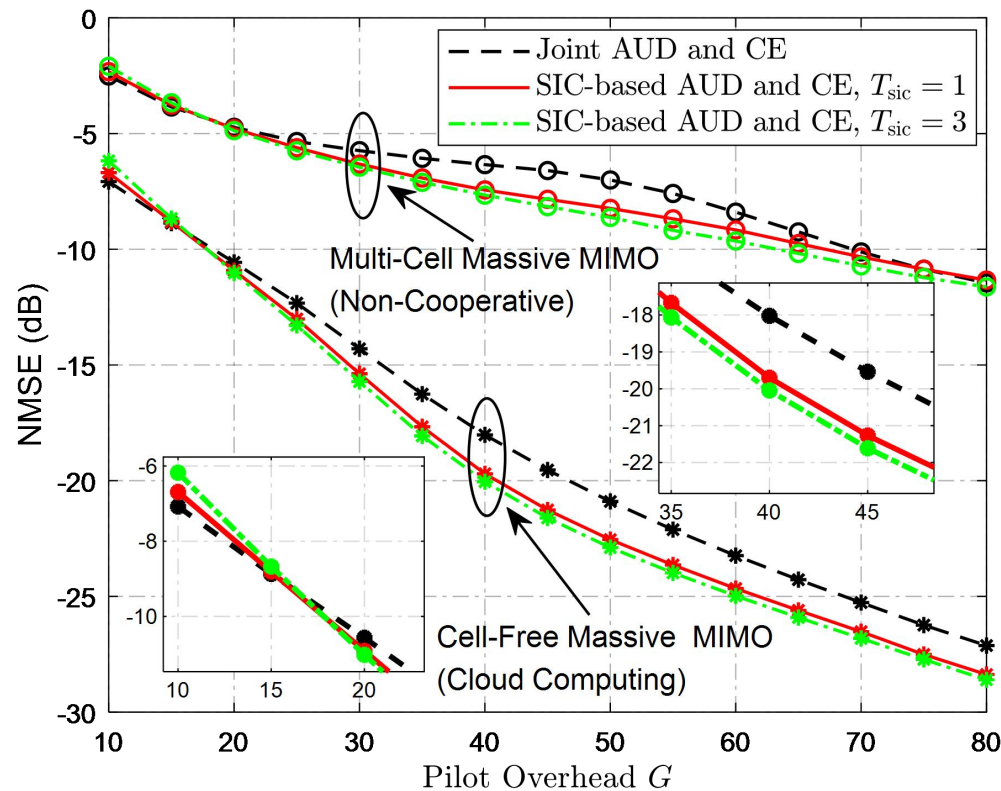
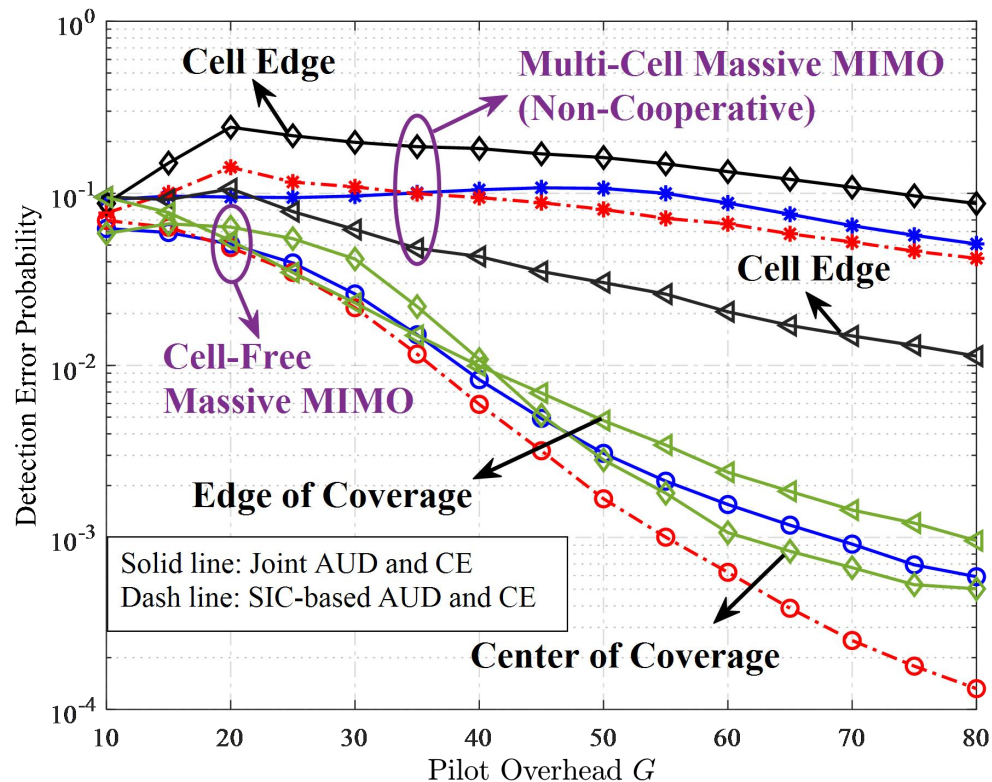
- 去量化贝叶斯推理框架 vs 将量化误差当成噪声
- 基于SIC的交替迭代算法 vs 基于空间域的联合估计算法
- 2800个设备，其中140个活跃设备；7个AP，每个AP配备16根天线； Q 比特回传量化



- ✓ 去量化贝叶斯推理框架可有效对抗低比特量化所带来的性能损失
- ✓ 基于SIC的交替迭代算法可显著提高检测与估计性能

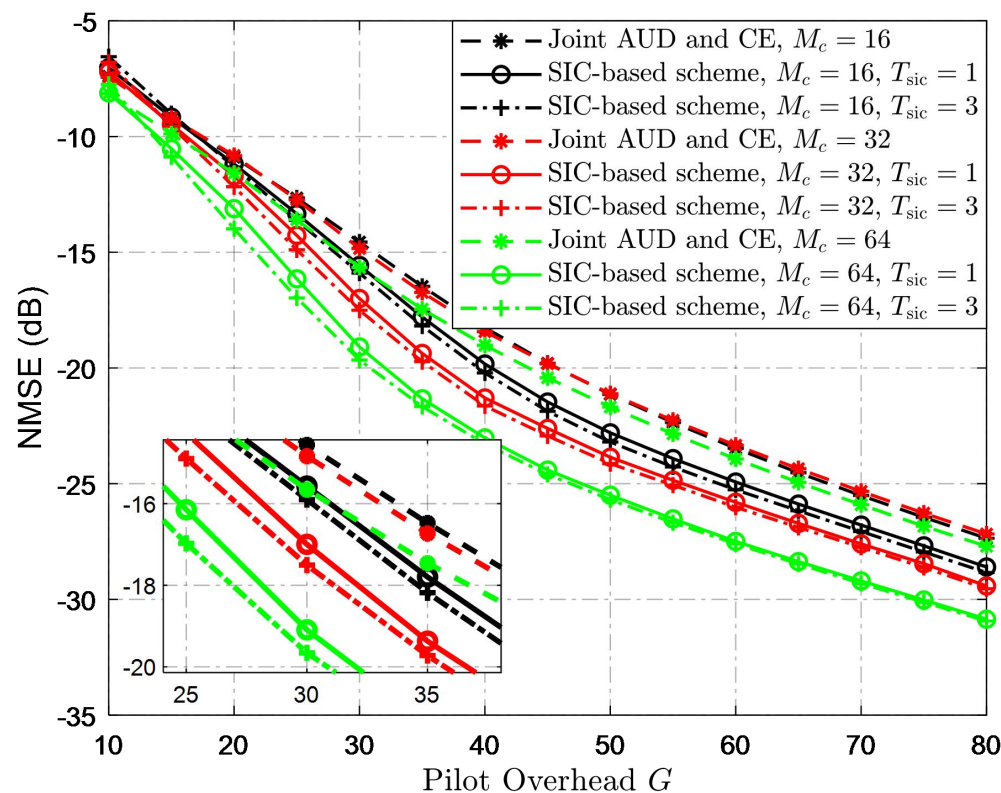
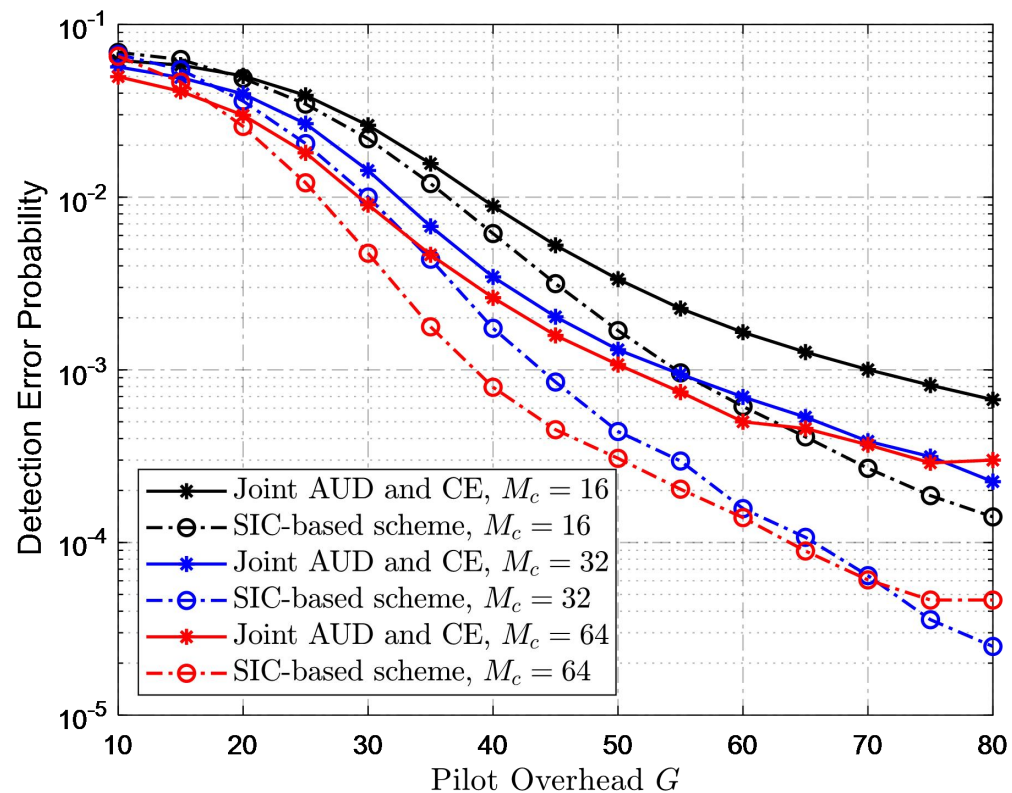
去蜂窝大规模MIMO网络的优越性

- 基线方案：多小区集中式大规模MIMO网络
- 小区中心 vs 小区边缘



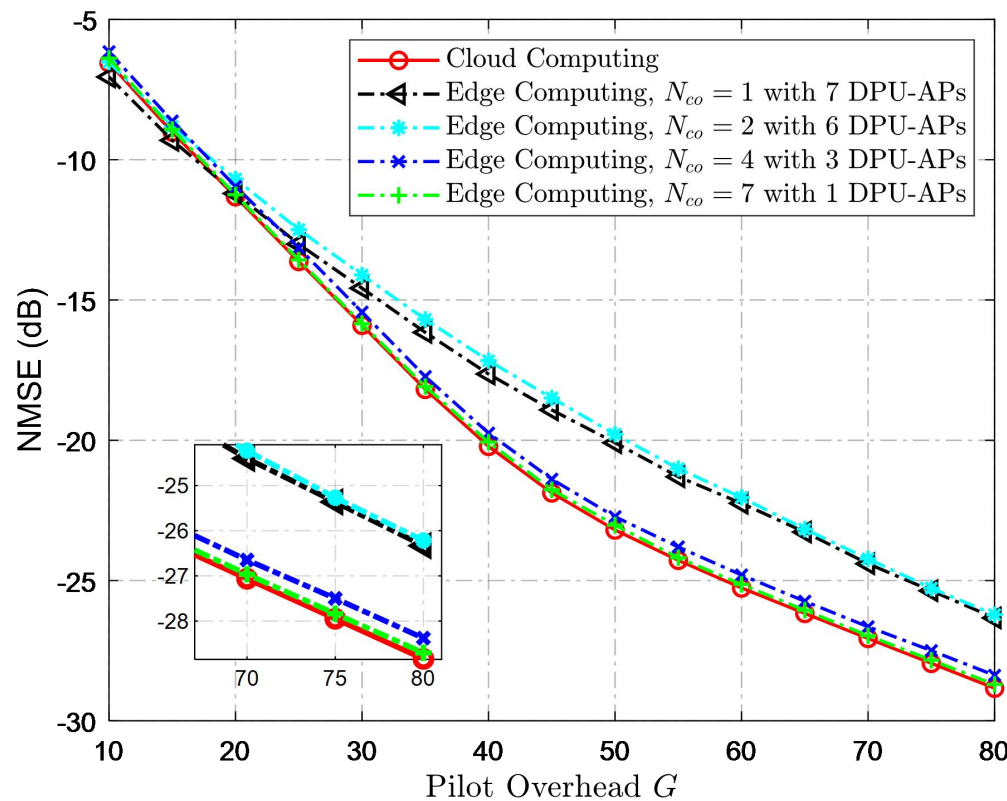
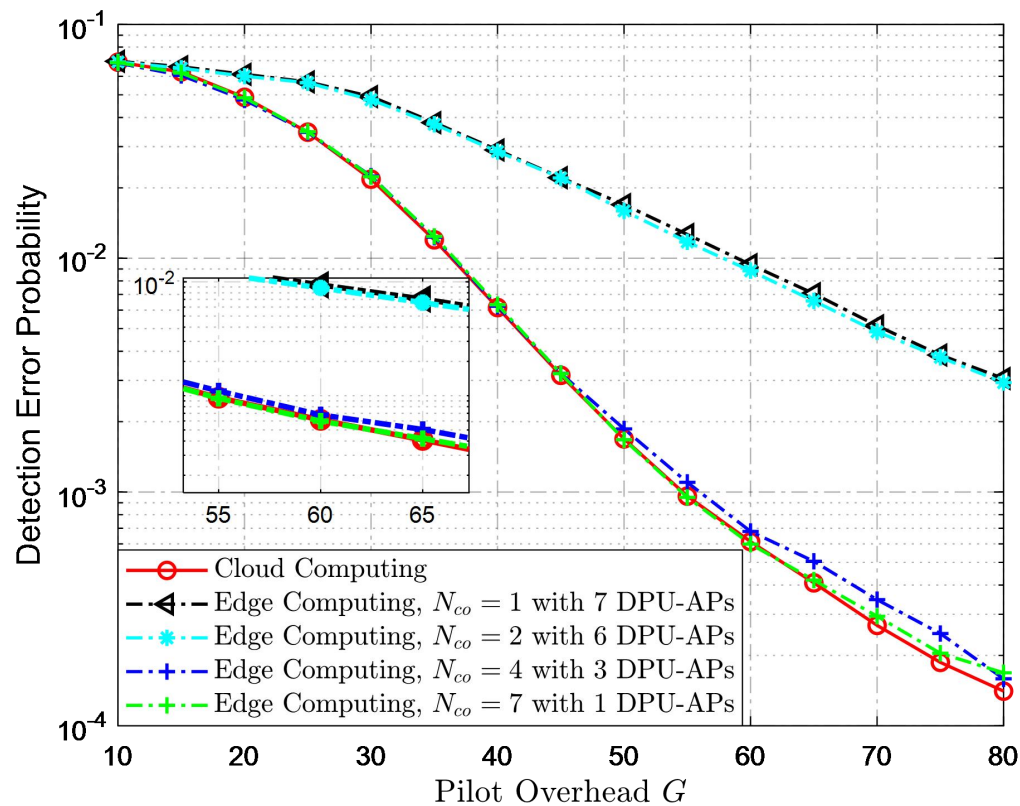
- ✓ 去蜂窝大规模MIMO网络可有效避免小区内干扰
- ✓ 小区中心和小区边缘的设备可获得均匀一致的服务

➤ 关键参数：每个AP上的天线数量



✓ 增加AP天线数量可进一步提高活跃设备检测和信道估计性能

➤ 关键参数：协作AP数量，部署的DPU数量



- ✓ 增加协作AP数量，边缘计算性能趋近于云计算性能
- ✓ 边缘计算支持更灵活的AP协作，更低的接入时延，可降低CPU和回传链路负载
- ✓ 边缘计算网络部署成本更高，需要在性能和成本之间折衷

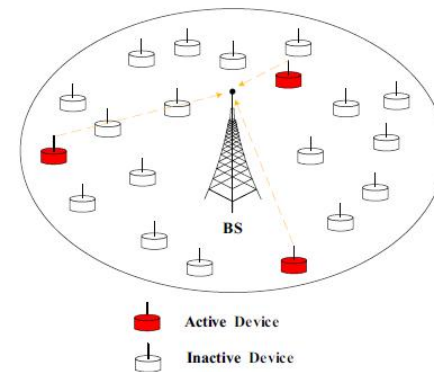
1 Cell-Free大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

4 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

5 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术



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

研究背景 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

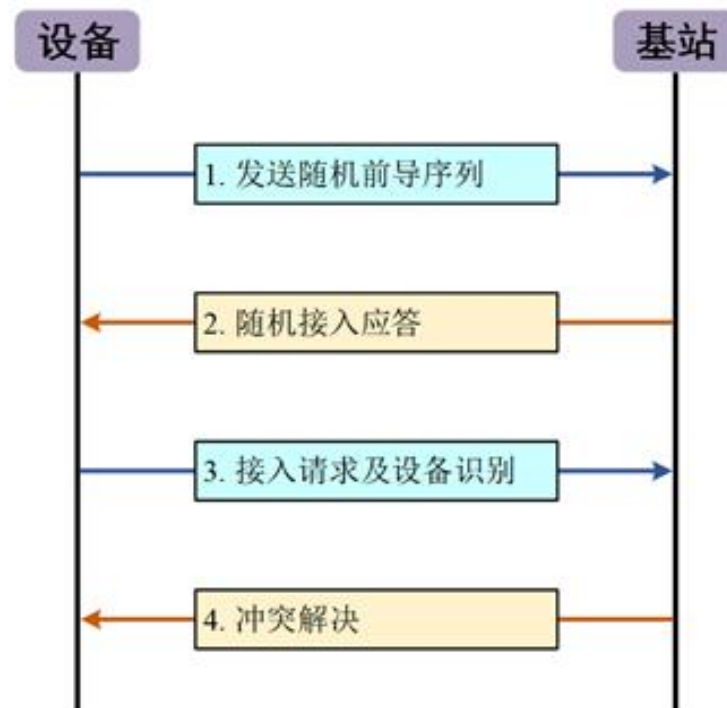
□ 传统接入方案面临的挑战

- **基于调度的随机接入协议**

- 复杂的信令交互流程，接入时延高
- 设备接入冲突严重，系统可靠性低

- **正交的导频资源分配**

- 正交导频资源受限，难以支持海量设备
- 导频开销大，接入效率低



研究背景 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

□ 基于免调度、非正交导频资源的随机接入方案

□ 基于压缩感知的联合活跃性和数据检测

● 贪婪类算法

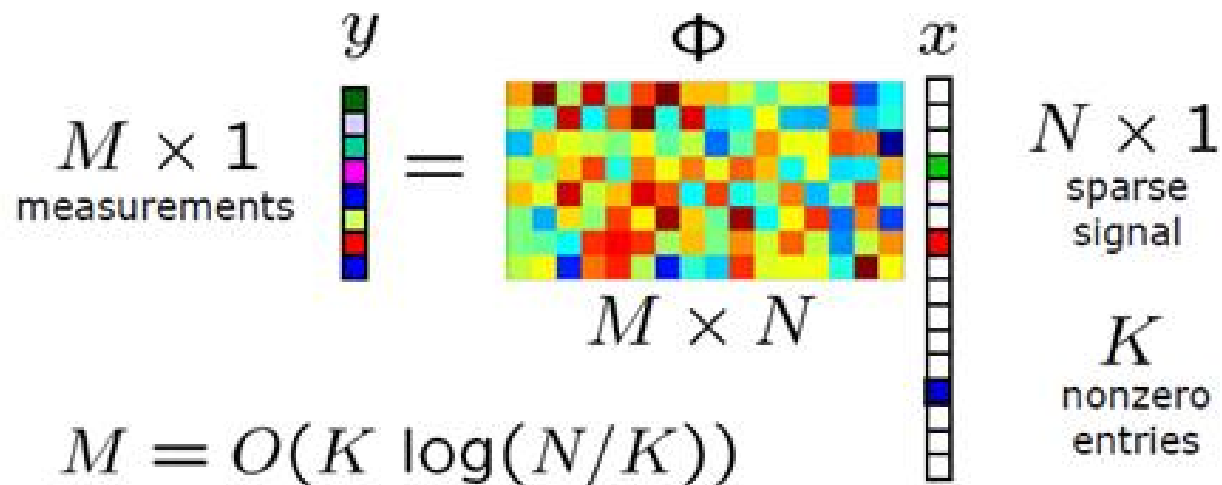
- 难以利用发射信号的离散先验特性
- 存在矩阵求逆，复杂度较高

● 基于贝叶斯推断的方法

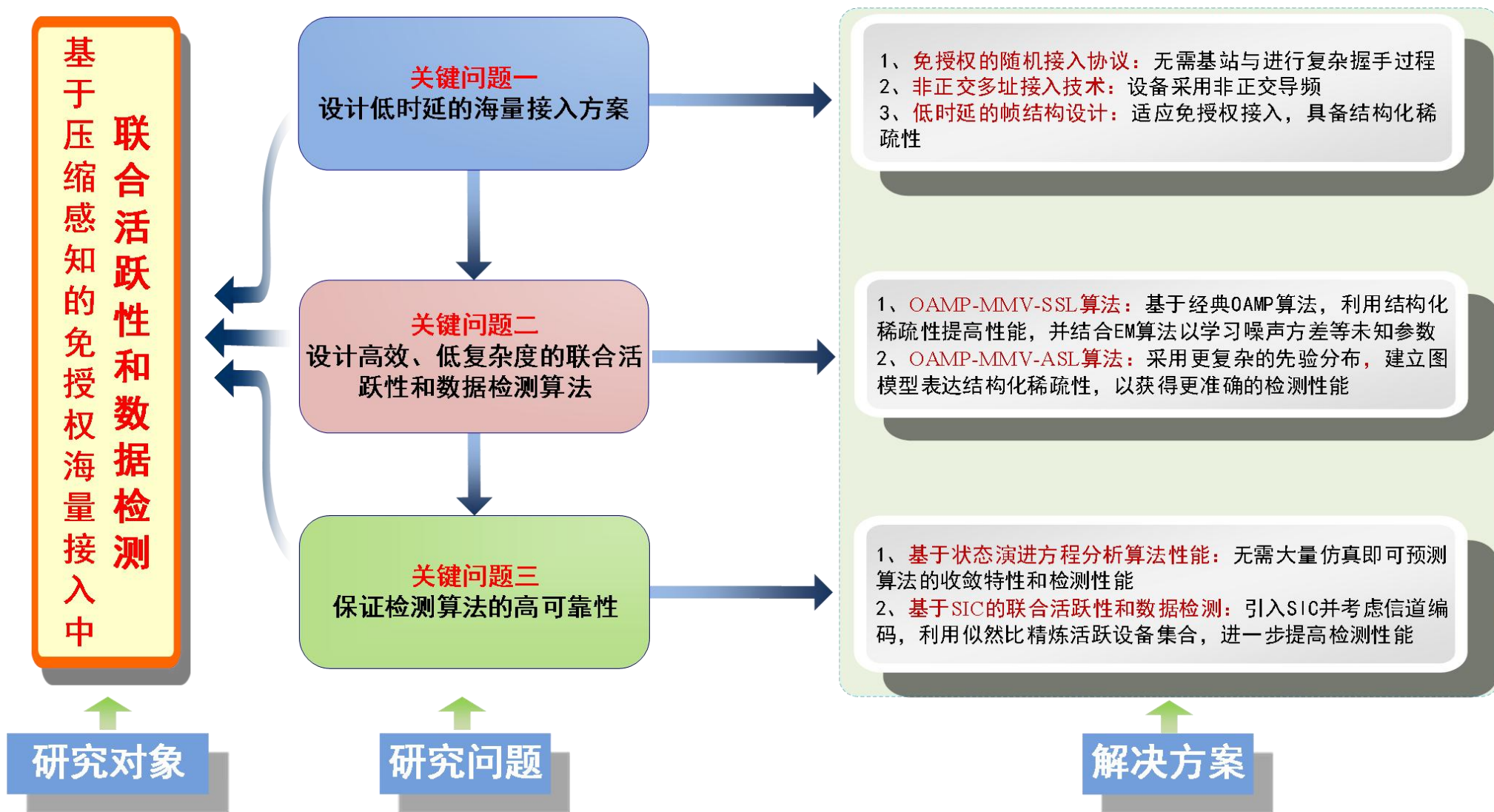
- 可以充分利用待估计信号的先验信息
- 可以借助EM估计未知参数，更加灵活

$$\begin{array}{c}
 y \\
 M \times 1 \\
 \text{measurements}
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \Phi \\
 M \times N
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 x \\
 N \times 1 \\
 \text{sparse signal} \\
 K \\
 \text{nonzero entries}
 \end{array}$$

$M = O(K \log(N/K))$



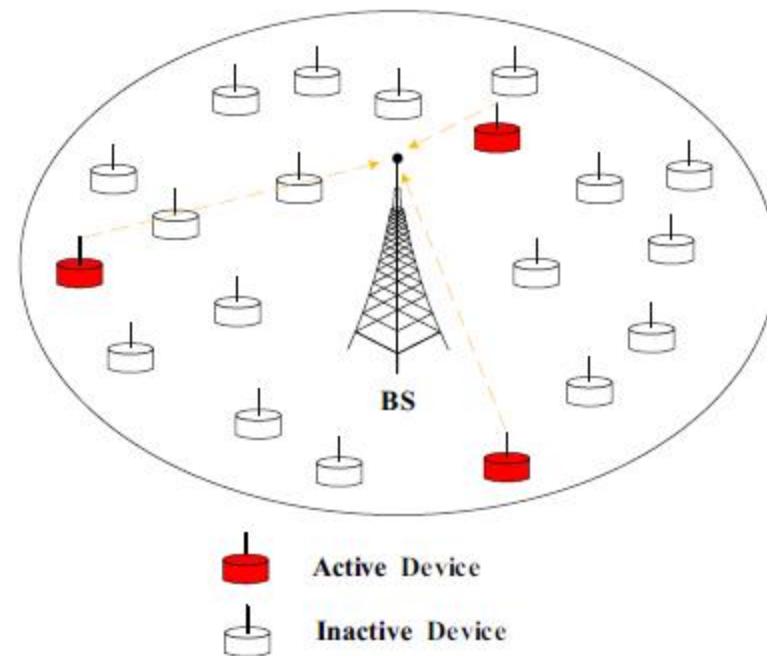
研究内容 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调



基站处第 t 个OFDM符号内接收信号模型

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

- 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



海量机器类型通信典型场景

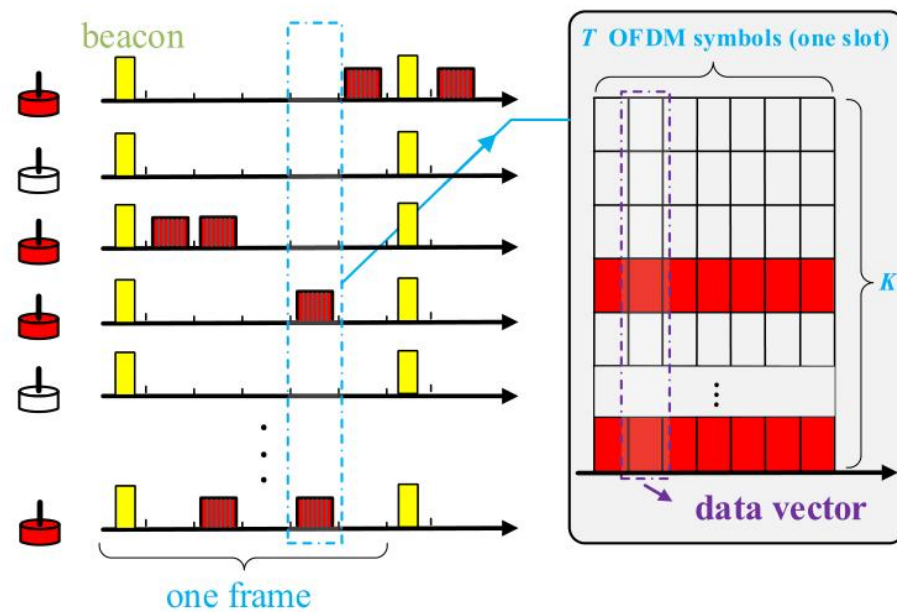
□ 帧结构包括：beacon + 数据传输

● 第一阶段，基站下行广播beacon信号

- 设备根据接收到的beacon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

- 设备利用估计的信道进行预均衡（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



Beacon辅助的免调度随机接入方案帧结构

□ 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

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

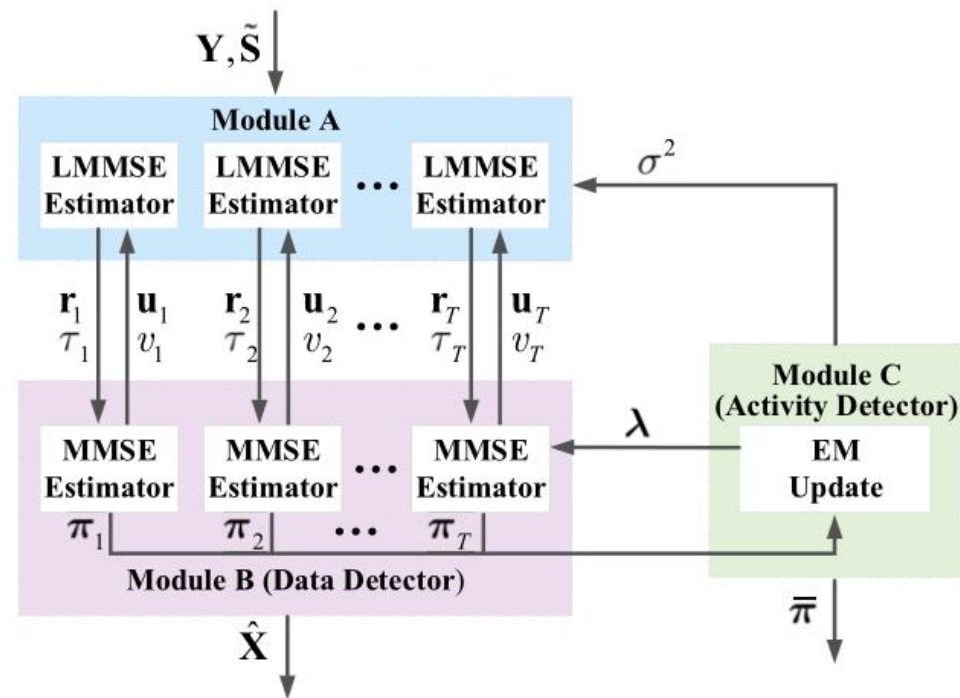
- $\tilde{\mathbf{S}} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_K]$ 为等效感知矩阵， \mathbf{X} 具备行稀疏性，即每列的支撑集相同
- 联合活跃性和数据检测：给定 \mathbf{Y} 和 $\tilde{\mathbf{S}}$ ，估计 \mathbf{X} ，并判断 \mathbf{X} 哪些行非零

□ 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



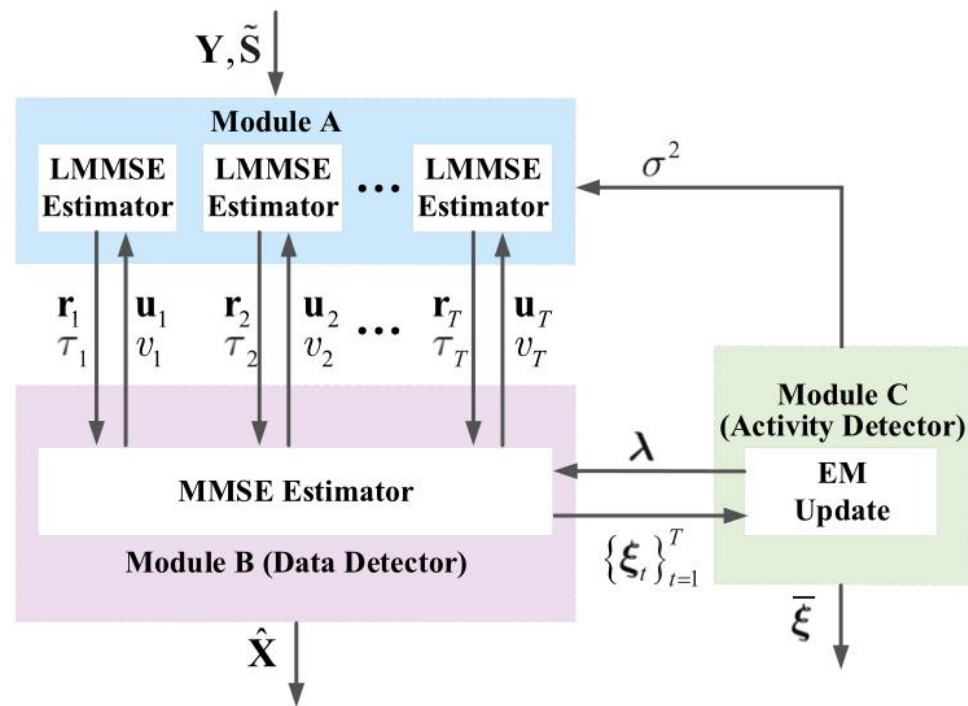
OAMP-MMV-SSL算法框图

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。



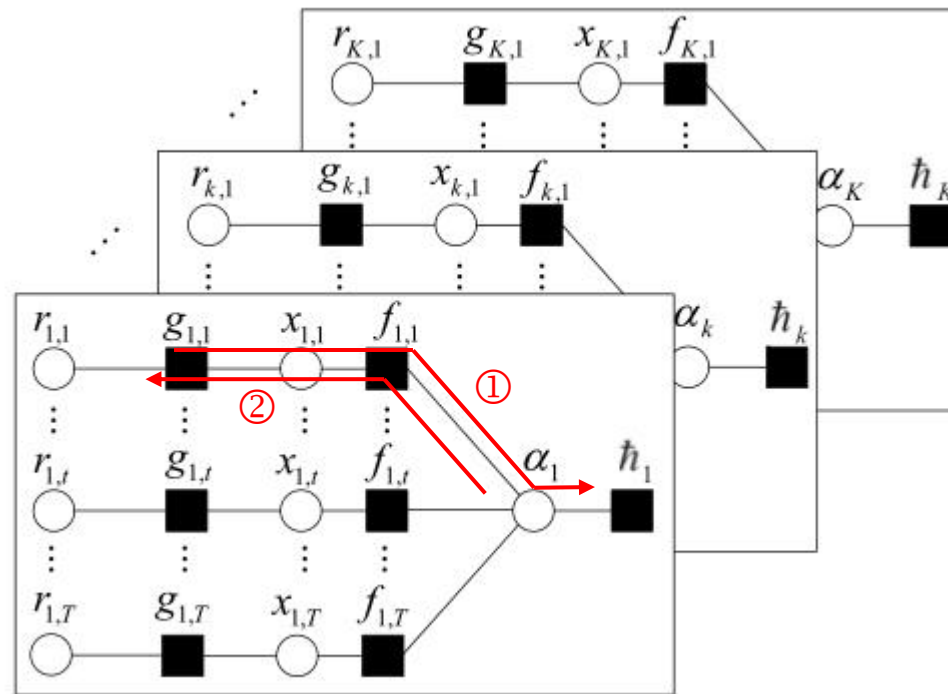
OAMP-MMV-ASL算法框图

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

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

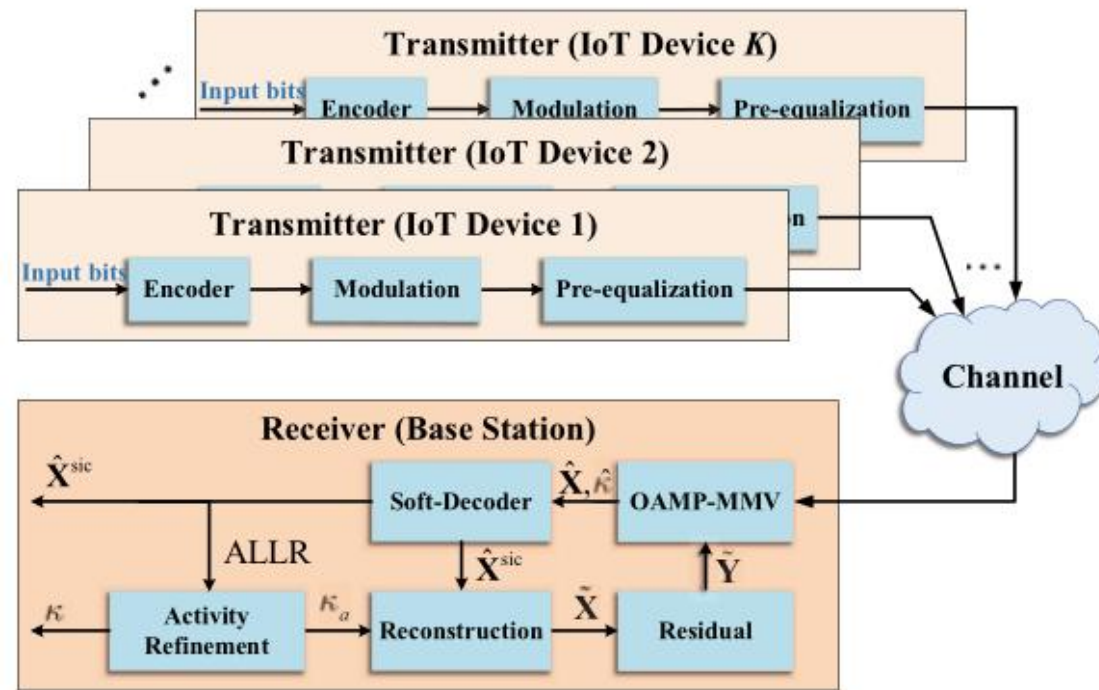
- 根据因子图，沿图中方向计算传递的消息，可得近似后验分布 $p(x_{k,t}|\mathbf{r}_k)$ ，从而求得后验均值，即MMSE估计
- 模块C中EM算法的更新规则与OAMP-MMV-SSL算法类似
- 相比于SSL策略，ASL策略复杂度更高，但对于设备活跃性的检测更准确



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beacon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

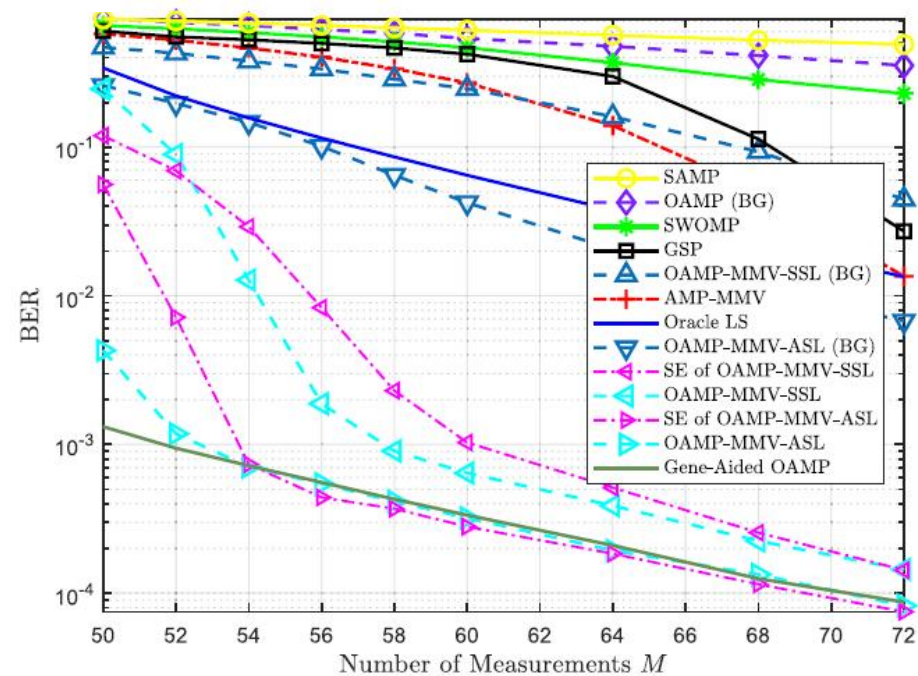
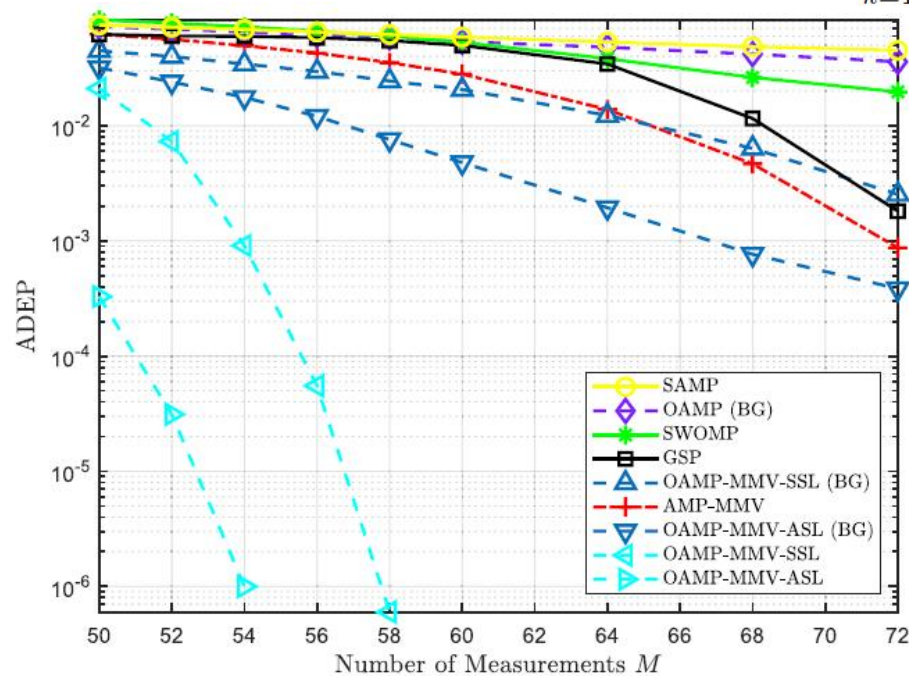
- 在多观测矢量问题中，由于 \mathbf{X} 存在结构化稀疏性，难以通过积分直接求解 v^i 和 ϑ^i ，采用蒙特卡洛方法逼近统计期望；而在蒙特卡洛采样的过程中，将真实比特和检测到的比特对比，可以得到预测的BER

OAMP-MMV算法优越性 基于beacon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

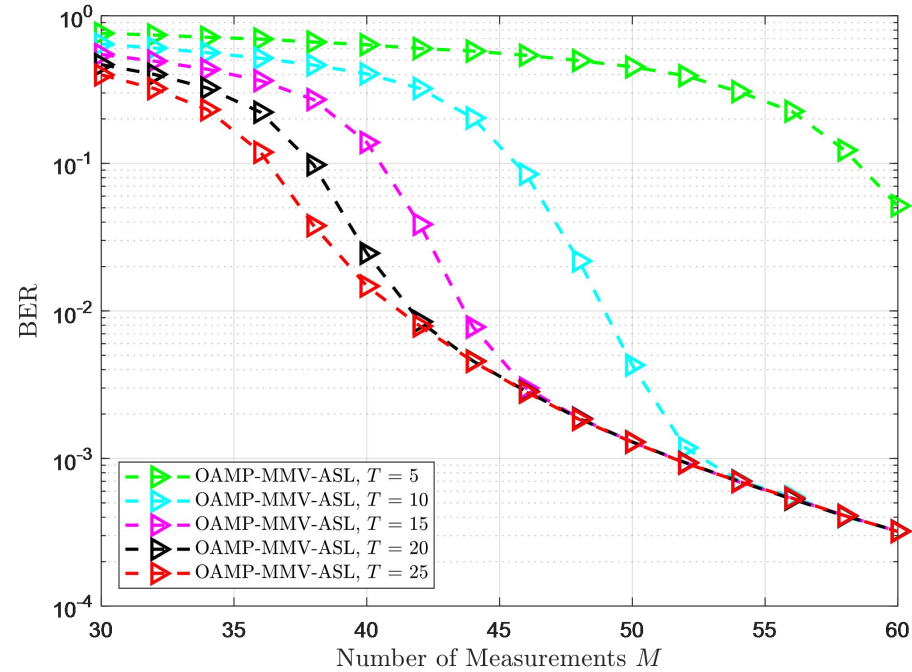
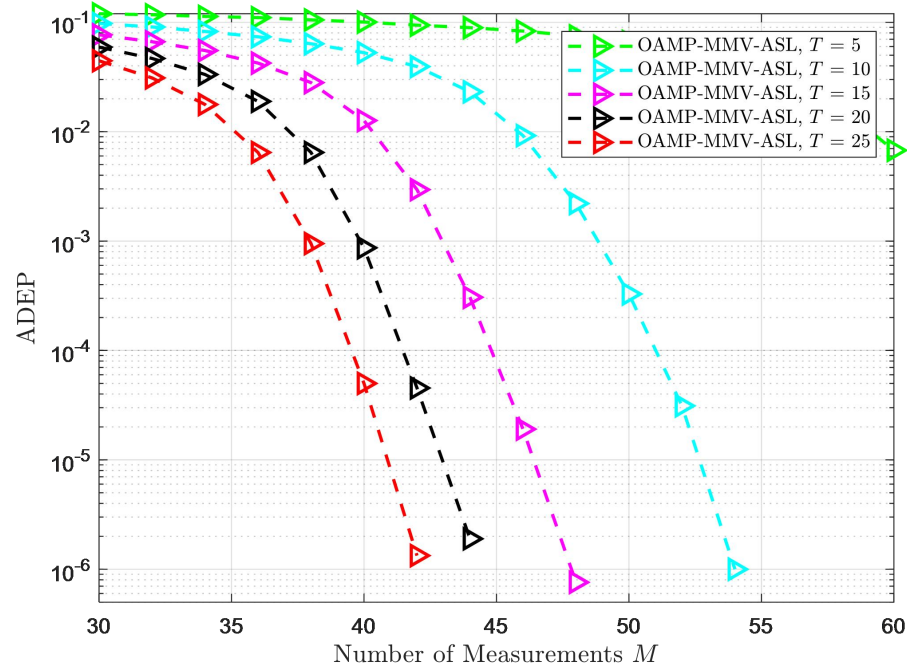
➤ 性能指标：活跃性检测错误概率 $ADEP = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |\hat{\alpha}_k - \alpha_k|$ ，误比特率 $BER = 1 - \frac{N_s}{K_a T \log_2 L}$



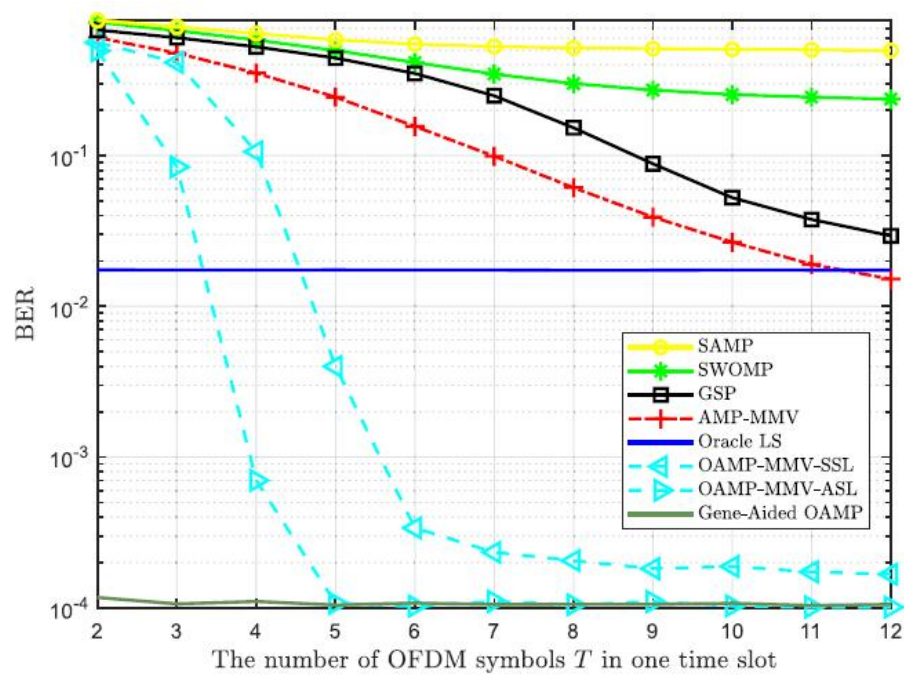
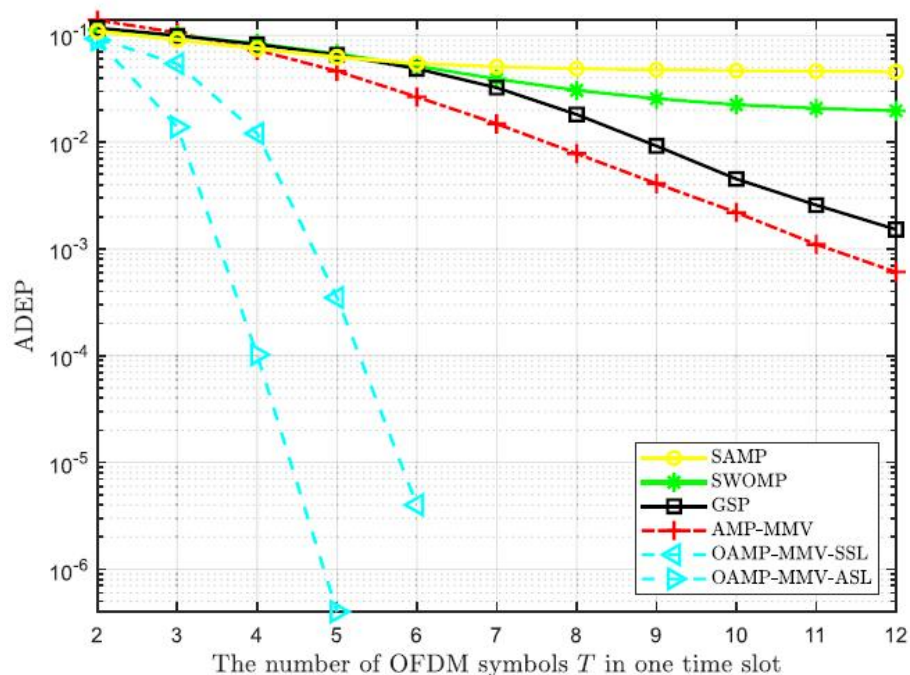
✓ OAMP-MMV算法相比于传统压缩感知算法，检测性能显著提升

✓ 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

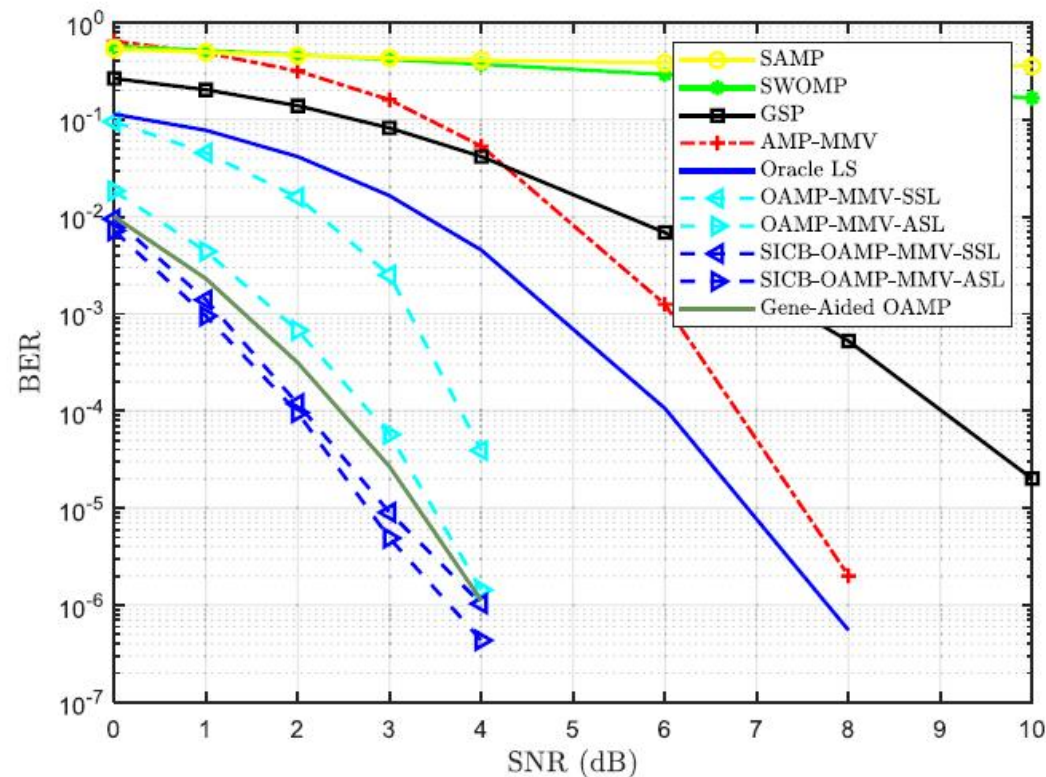
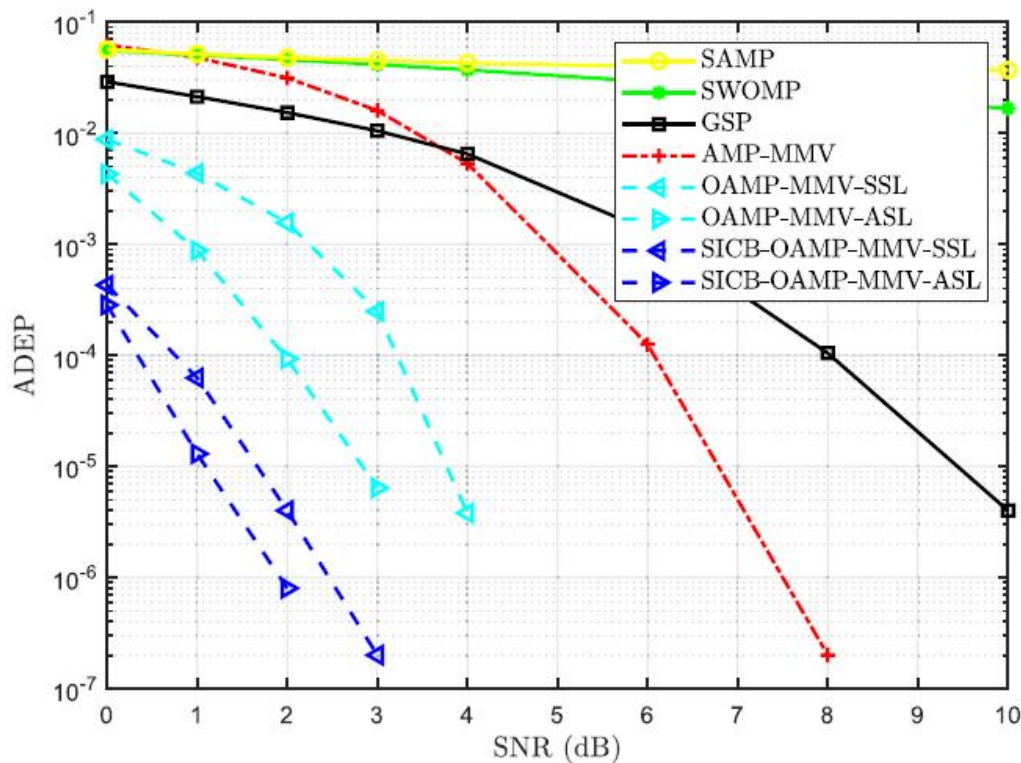


- ✓ OAMP-MMV算法的检测性能随着 T 增大而提升
- ✓ 当 $T=25$ 时, OAMP-MMV-ASL算法在 125% 的过载率下可以实现 10^{-4} 的ADEP与 10^{-2} 的BER



- ✓ 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

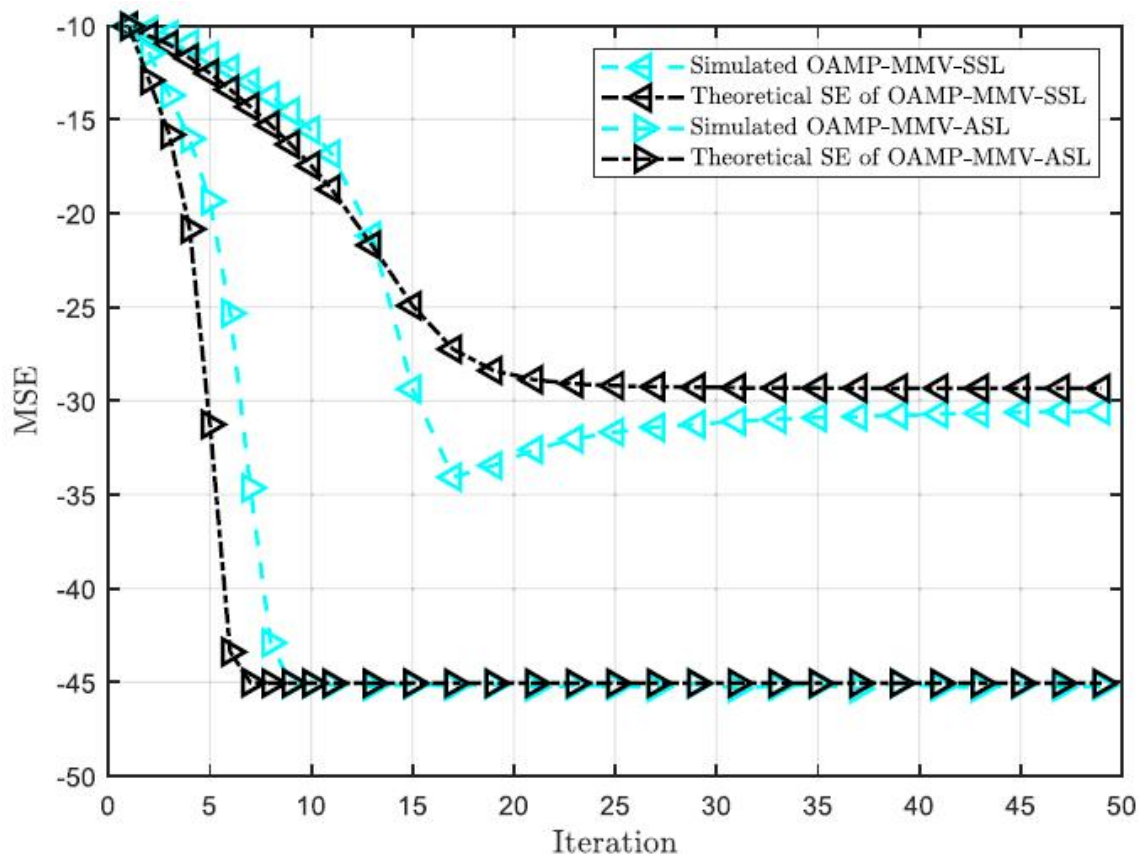
➤ 信道编码：1/3 Turbo码，码长30；每次干扰消除检测设备数=SIC迭代次数上限=10



- ✓ 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

状态演进方程预测 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

➤ 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

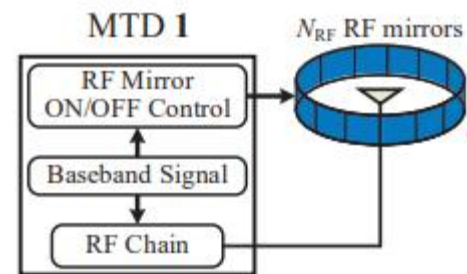
1 Cell-Free大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

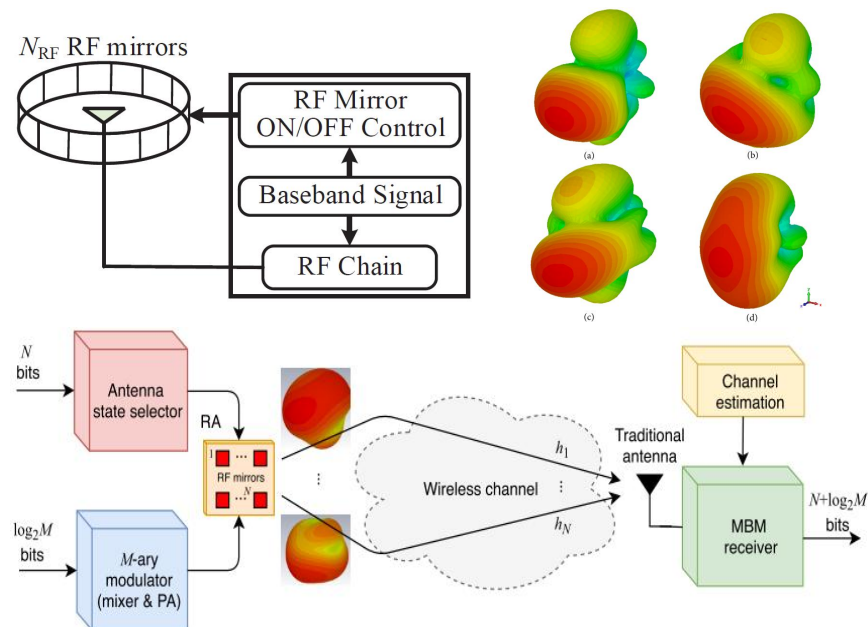
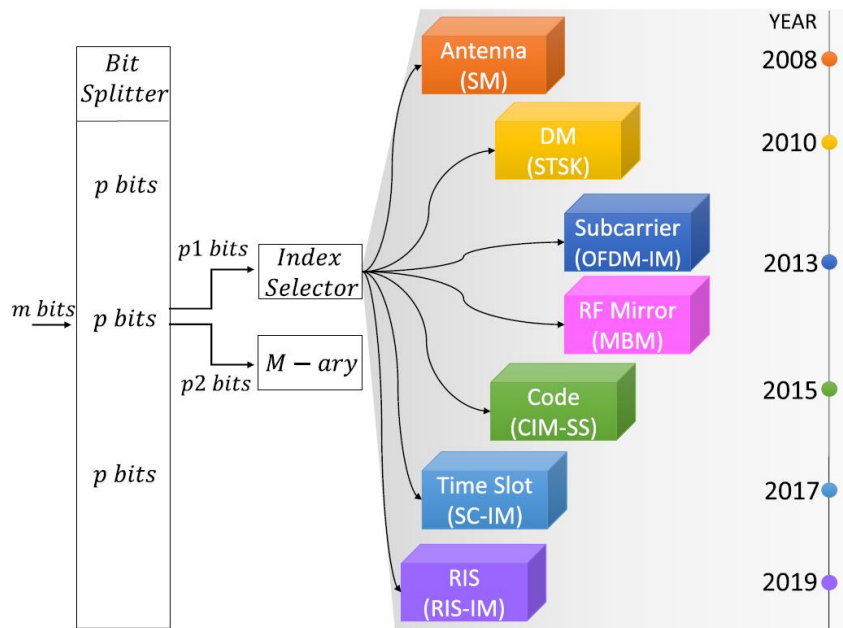
4 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

5 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术



研究背景 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

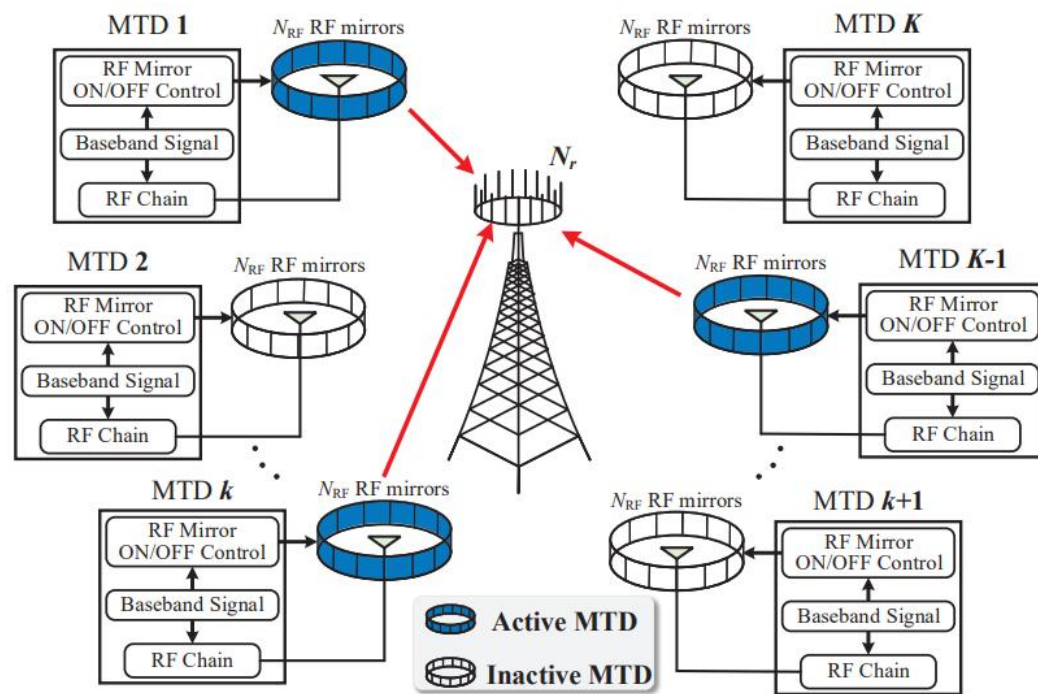
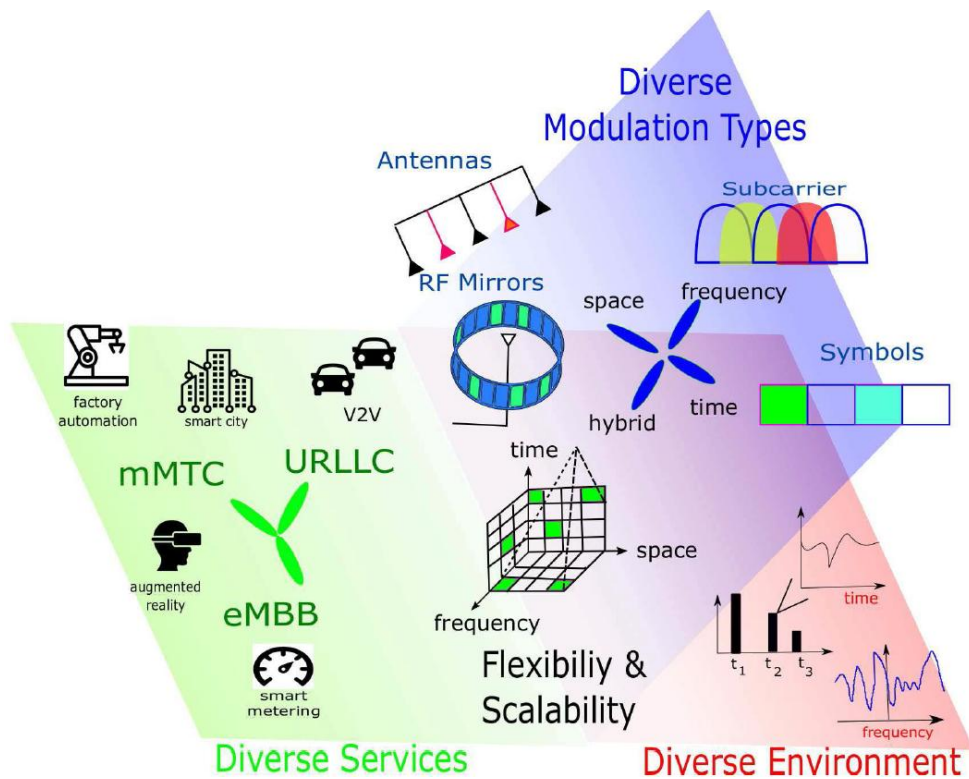
- **序号调制** (Index Modulation, IM) 定义: 利用传输实体的“开关”状态 (序号选择) 承载比特信息的技术
 - **传输实体包括**: 天线 (空间域), 子载波 (频率域), 时隙 (时间域), 扩频码 (码域), 可重构天线的辐射方向图 (场域), 发光二极管, 等等
 - IM系统的信息携带单元一般包括两部分: **传输实体序号**和**传统二维星座符号**
 - 借助**可重构超材料**, 研究**大规模媒介调制设备的非正交多址接入**



研究背景 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

● 序号调制技术开发了数据传输的新维度及新思路

- 附加信息隐藏于传统二维星座符号的发射信号中，附加信息传输消耗很少甚至不消耗任何额外功率
- 优点：具备**频谱效率高**、**能量效率高**、易与现有系统兼容
- IM在5G的三大场景eMBB, mMTC, URLLC都有广泛而深入的研究
- IM与mMTC物联网设备结合，可提升频谱效率和能量效率



研究背景 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

● 研究问题

➤ 如何提高海量媒介调制设备的连接效率？

✓ 免调度接入

➤ 如何设计高效的免调度接入检测算法？

✓ 物联网设备在时间维度 活跃的稀疏性

✓ 媒介调制 信号的结构化稀疏性 (IM信号的共同特点)

✓ 多个时隙设备活跃性不变 的多矢量观测 (MMV) 特性

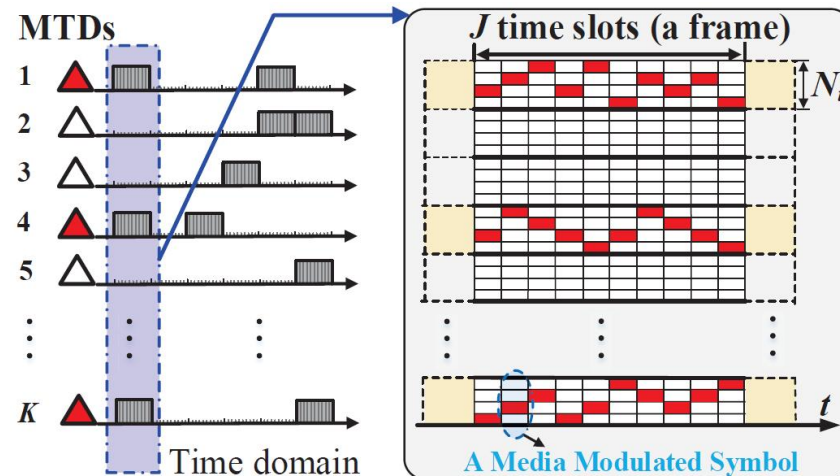
➤ 如何降低海量序号调制设备信道估计复杂度？

✓ 差分空间调制 ×, 适用于点对点通信, 无法直接扩展到多用户

✓ 基于非正交前导序列的 初始活跃设备信道估计

✓ 数据辅助的CSI更新

双稀疏性 (Doubly-Sparsity)



● 系统模型

- 第 j 个时隙基站接收到的来自 K 个媒介调制设备的信号

$$\mathbf{y}_j = \sum_{k=1}^K a_k s_{k,j} \mathbf{H}_k \mathbf{d}_{k,j} + \mathbf{w}_j = \sum_{k=1}^K \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k,j} + \mathbf{w}_j = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{x}}_j + \mathbf{w}_j,$$

设备活跃因子 a ，活跃为1，不活跃为0

- 媒介调制符号的结构性表示为

$$\text{supp}\{\mathbf{d}_{k,j}\} \in [N_t], \quad \|\mathbf{d}_{k,j}\|_0 = 1, \quad \|\mathbf{d}_{k,j}\|_2 = 1,$$

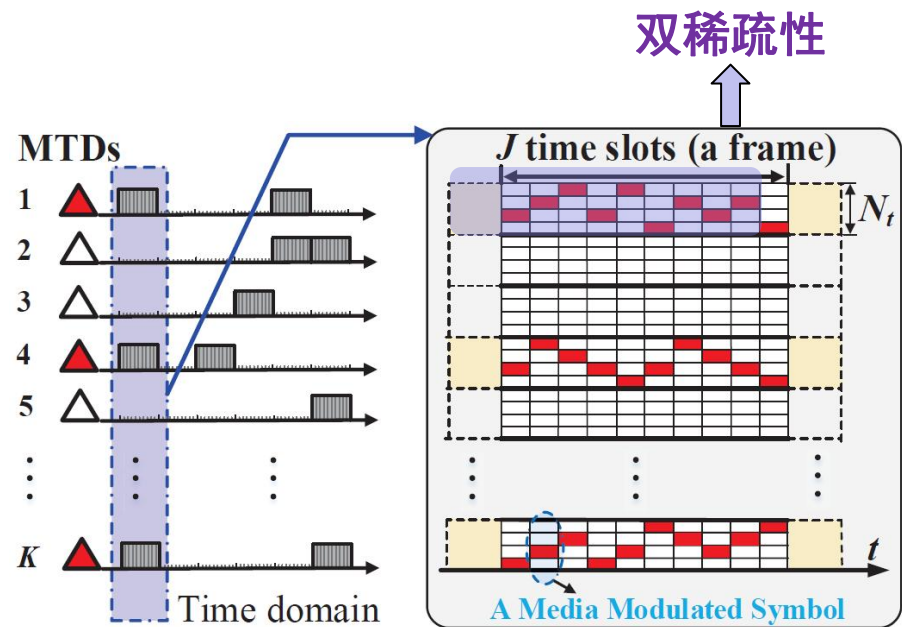
维度 $N_t \times 1$, $N_t = 2^{N_{RF}}$

- 设备在 J 个时隙（一个帧）内活跃性不变

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{W},$$

- 基站 mMIMO, 天线数 $N_r \ll K$, 非正交

- M-QAM, 一个符号携带的信息 η : $\eta = \log_2 M + N_{RF}$



● 优化目标

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{H}\mathbf{X}\|_F^2 = \min_{\{\tilde{\mathbf{x}}_j\}_{j=1}^J} \sum_{j=1}^J \|\mathbf{y}_j - \mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}}_j\|_2^2$$

求解目标

$$= \min_{\{a_k, \mathbf{d}_{k,j}, s_{k,j}\}_{j=1, k=1}^{J, K}} \sum_{j=1}^J \left\| \mathbf{y}_j - \sum_{k=1}^K a_k s_{k,j} \mathbf{H}_k \mathbf{d}_{k,j} \right\|_2^2$$

Subject to:

$$\text{supp} \{\mathbf{d}_{k,j}\} \in [N_t], \quad \|\mathbf{d}_{k,j}\|_0 = 1, \quad \|\mathbf{d}_{k,j}\|_2 = 1,$$

媒介调制符号
结构化稀疏性

$$\|\mathbf{a}\|_0 \ll K$$

$$s_{k,j} \in \mathbb{S}$$

传统星座符号
集合先验信息

IoT设备时间上的
活跃稀疏性

大规模结构化
稀疏信号恢复

● 最小化均方误差等价于求解后验均值

➤ 发送符号的**后验均值**估计为

$$[\hat{\mathbf{x}}_{k,j}]_i = \sum_{[\mathbf{x}_{k,j}]_i \in \bar{\mathcal{S}}} [\mathbf{x}_{k,j}]_i p([\mathbf{x}_{k,j}]_i | \mathbf{y}_j), \quad \bar{\mathcal{S}} = \{\mathcal{S}, 0\}$$

x 属于离散集合

海量接入场景，边际后验概率难以计算

➤ 根据贝叶斯定理，**联合后验概率**为

$$p(\tilde{\mathbf{x}}_j | \mathbf{y}_j; \sigma_w^2, \mathbf{a}) = \frac{p(\mathbf{y}_j | \tilde{\mathbf{x}}_j; \sigma_w^2) p(\tilde{\mathbf{x}}_j; \mathbf{a})}{p(\mathbf{y}_j)} = \frac{1}{p(\mathbf{y}_j)} \prod_{n=1}^{N_r} p([y_j]_n | \tilde{\mathbf{x}}_j; \sigma_w^2) \prod_{k=1}^K p(\mathbf{x}_{k,j}; a_k)$$

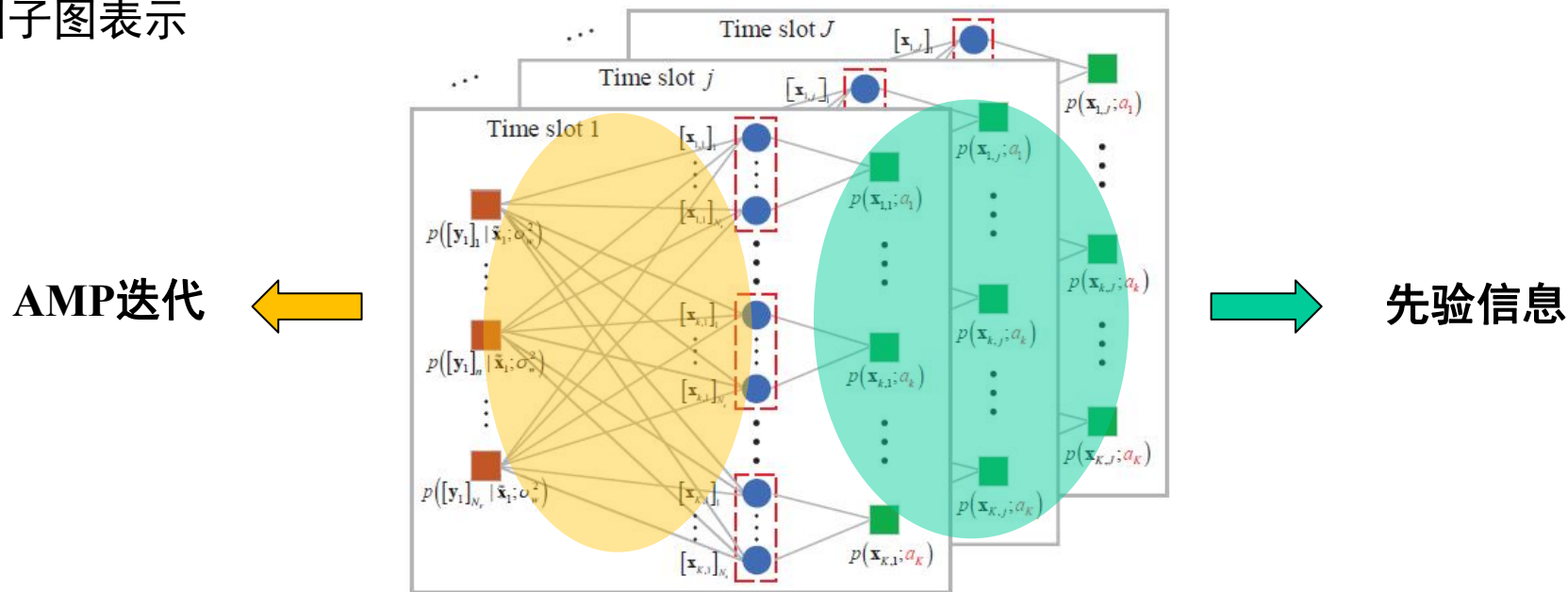
➤ 其中，媒介调制符号的**先验分布**为

$$p(\mathbf{x}_{k,j}; a_k) = (1 - a_k) \prod_{i=1}^{N_t} \delta([\mathbf{x}_{k,j}]_i) + a_k \left\{ \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \left[\frac{1}{M} \sum_{s \in \mathcal{S}} \delta([\mathbf{x}_{k,j}]_i - s) \prod_{g \in [N_t], g \neq i} \delta([\mathbf{x}_{k,j}]_g) \right] \right\}$$

媒介调制符号的结构性

● 基于AMP算法，降低后验概率计算复杂度

➤ 联合后验概率的因子图表示



➤ AMP近似后，得到后验概率的近似

$$p(\tilde{\mathbf{x}}_j | \mathbf{y}_j; \sigma_w^2, \mathbf{a}) \approx q(\tilde{\mathbf{x}}_j | \mathbf{y}_j; \sigma_w^2, \mathbf{a}) = \prod_{k=1}^K \prod_{i=1}^{N_t} q([\mathbf{x}_{k,j}]_i | r_{l,j}, \phi_{l,j}; \sigma_w^2, a_k) \quad q([\mathbf{x}_{k,j}]_i | r_{l,j}, \phi_{l,j}; \sigma_w^2, a_k) = \frac{q(r_{l,j} | [\mathbf{x}_{k,j}]_i; \sigma_w^2) p([\mathbf{x}_{k,j}]_i; a_k)}{q(r_{l,j}; \sigma_w^2, a_k)}$$

➤ 进而得到发送符号均值和方差的后验估计

$$[\hat{\mathbf{x}}_{k,j}]_i = f_m(r_{l,j}, \phi_{l,j}), \quad [\hat{\mathbf{v}}_{k,j}]_i = f_v(r_{l,j}, \phi_{l,j})$$

DS-AMP算法流程

➤ **AMP操作**: 通过解耦和去噪两个步骤迭代, 计算后验均值和方差估计

➤ **期望最大化 (EM) 操作**: 活跃因子和噪声方差更新, 活跃因子的更新如下

$$a_k^{t+1} = f_a(r_{l,j}^t, \phi_{l,j}^t; a_k^t) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sum_{\mathbf{x}_{k,j} \in \Gamma_0} \prod_{i=1}^{N_t} q([\mathbf{x}_{k,j}]_i | r_{l,j}^t, \phi_{l,j}^t; a_k^t)$$

J个时隙活跃性不变

同一媒介调制设备的全部辐射图样

➤ **最小-最大归一化**: 克服噪声对活跃因子估计带来影响

$$\tilde{\mathbf{a}} = \frac{\hat{\mathbf{a}} - \min(\hat{\mathbf{a}})}{\max(\hat{\mathbf{a}}) - \min(\hat{\mathbf{a}})}$$

➤ 根据活跃因子**判断活跃设备**;
根据能量大小**判断活跃设备的发送序号**

Algorithm 1: Proposed DS-AMP Algorithm

Input: The received signals $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_J] \in \mathbb{C}^{N_r \times J}$, the channel matrix $\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1, \dots, \mathbf{H}_K] \in \mathbb{C}^{N_r \times (KN_t)}$, and the maximum iteration number T_0 .

Output: The set of active MTDs Ω and the reconstructed media modulation signal $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{KN_t \times J}$.

1: $\forall i, j, k, n$: We initialize the iterative index $t=1$, the activity indicator $a_k^1 = 0.5$, $Z_{n,j}^0 = [\mathbf{y}_j]_n$, $V_{n,j}^0 = 1$, the noise variance $(\sigma_w^2)^1 = 100$, the reconstructed signal $\mathbf{X} = \mathbf{0}_{KN_t \times J}$, $[\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^1]_i = a_k^1 \sum_{s \in \mathbb{S}} s / MN_t$, and $[\hat{\mathbf{v}}_{k,j}^1]_i = a_k^1 \sum_{s \in \mathbb{S}} |s|^2 / MN_t - |[\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^1]_i|^2$;

2: **for** $t = 1$ to T_0 **do**

3: **%AMP operation:**

4: $\forall i, j, k, n$: Compute $V_{n,j}^t$, $Z_{n,j}^t$, $\phi_{l,j}^t$, and $r_{l,j}^t$ by using (20), (21), (18), and (19), respectively, where $l = (k-1)N_t + i$; {Decoupling step}

5: $\forall i, j, k, n$: Compute $[\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^{t+1}]_i$ and $[\hat{\mathbf{v}}_{k,j}^{t+1}]_i$ by using (16) and (17), respectively; {Denoising step}

6: **%EM operation:**

7: $\forall k$: Compute $(\sigma_w^2)^{t+1}$ and a_k^{t+1} by using (24) and (25);

8: **end for**

9: **%Min-max normalization:**

10: Let $\tilde{\mathbf{a}} = \frac{\hat{\mathbf{a}} - \min(\hat{\mathbf{a}})}{\max(\hat{\mathbf{a}}) - \min(\hat{\mathbf{a}})}$, where $\hat{\mathbf{a}} = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_K]^T = [a_1^{T_0}, \dots, a_K^{T_0}]^T$, $\min(\cdot)$ and $\max(\cdot)$ are the minimum value and maximum value of the arguments, respectively;

11: **%Extract the active MTDs and their MAPs:**

12: $\forall k$: The set of active MTDs $\Omega = \{k | [\tilde{\mathbf{a}}]_k > 0.5\}$;

13: $\forall k, j$: $\eta^* = \arg \max_{\hat{\eta} \in [N_t]} [\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^{T_0}]_{\hat{\eta}}$;

14: $\forall k \in \Omega, \forall j$:

The reconstructed signal is $\mathbf{X}_{[(k-1)N_t + \eta^*, j]} = [\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^{T_0}]_{\eta^*}$.

● 状态演进 (State Evolution, SE) 分析

➤ 大系统极限下, SE可以预测算法的性能

➤ SE给出了待估计信号的均值和方差为

$$r_0^t = x_0 + \sqrt{\frac{\sigma_w^2 + \gamma K N_t e^t}{N_r \gamma}} z, \quad \phi_0^t \approx \frac{\sigma_w^2 + \gamma K N_t v^t}{N_r \gamma}$$

➤ MSE无闭合表达式, 蒙特卡洛仿真产生足够多的发射信号, 刻画统计规律

➤ 蒙特卡洛仿真同时也可以刻画活跃检测和误比特率性能

Algorithm 2: State Evolution of DS-AMP Algorithm

Input: The noise variance σ_w^2 , the sparsity level $\lambda = \frac{K_a}{K}$, the number of MAPs N_t , the frame length J , the order of the QAM modulation, the variance γ of the elements in the measurement matrix, the number of Monte Carlo simulations N_{MC} , the maximum SE iterations T_{SE} , and the terminal threshold ε .

Output: The theoretically predicted MSE \hat{e} .

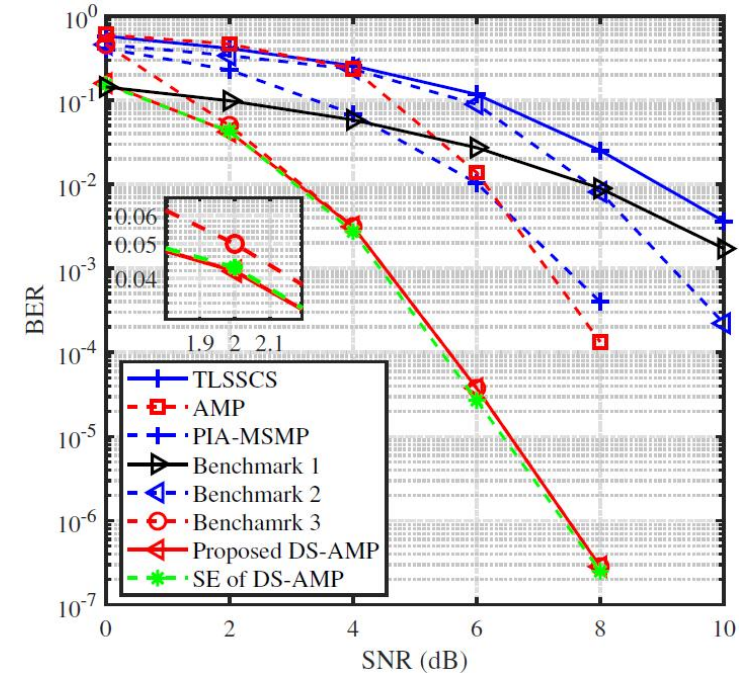
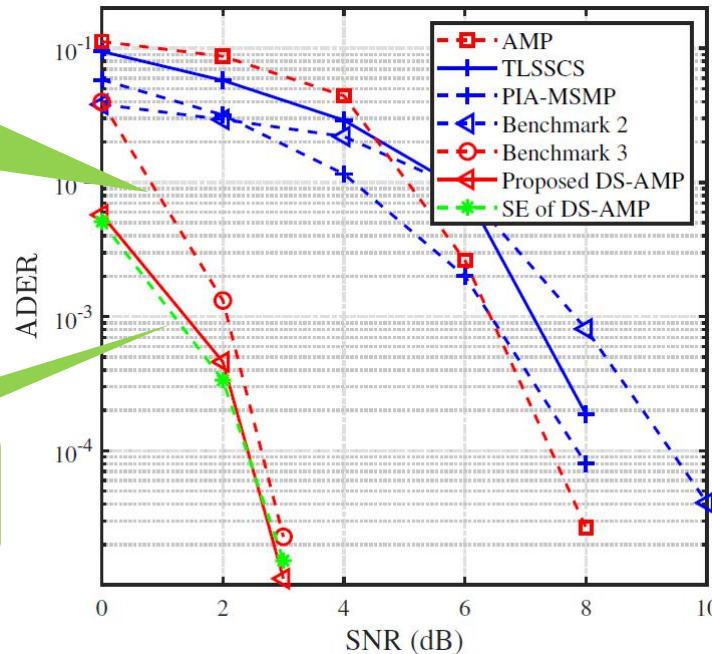
- 1: $\forall m \in [N_{MC}]$: Generate N_{MC} realizations of the transmit signals $\mathbf{X}^m \in \mathbb{C}^{KN_t \times J}$, according to the *a priori* distribution in (9).
- 2: $\forall m, k$: Define $\mathbf{e}^1 = \mathbf{0}_{N_{MC} \times 1}$ and $\mathbf{v}^1 = \mathbf{0}_{N_{MC} \times 1}$ to record the predicted MSE and average variance of the m -th Monte Carlo realization. We initialize the iteration number $t = 1$, the predicted MSE $e^1 = 1$, the average variance $v^1 = 1$, and the activity indicators for the m -th signal realization $a_{k,m}^1 = 0.5$;
- 3: **for** $t = 1$ to T_{SE} **do**
- 4: **for** $m = 1$ to N_{MC} **do**
- 5: $\forall i, j, k: r_{l,j}^{m,t} = [\mathbf{x}_{k,j}^m]_i + \sqrt{\frac{\sigma_w^2 + \gamma K N_t e^t}{N_r \gamma}} z, \phi_{l,j}^{m,t} = \frac{\sigma_w^2 + \gamma K N_t v^t}{N_r \gamma}$;
- 6: $\forall i, j, k: [\hat{\mathbf{x}}_{k,j}^m]_i = f_m(r_{l,j}^{m,t}, \phi_{l,j}^{m,t}), [\hat{\mathbf{v}}_{k,j}^m]_i = f_v(r_{l,j}^{m,t}, \phi_{l,j}^{m,t})$;
- 7: $\forall k: a_{k,m}^{t+1} = f_a(r_{l,j}^{m,t}, \phi_{l,j}^{m,t}; a_{k,m}^t)$;
- 8: Calculating $[\mathbf{e}^{t+1}]_m$ and $[\mathbf{v}^{t+1}]_m$ referring to (27) and (28), respectively;
- 9: **end for**
- 10: $e^{t+1} = \frac{1}{N_{MC}} \sum_{m=1}^{N_{MC}} [\mathbf{e}^{t+1}]_m, v^{t+1} = \frac{1}{N_{MC}} \sum_{m=1}^{N_{MC}} [\mathbf{v}^{t+1}]_m$;
- 11: $\hat{e} = e^{t+1}$;
- 12: **if** $|e^{t+1} - e^t| < \varepsilon$ **then**
- 13: break; {End the SE iterations}
- 14: **end if**
- 15: **end for**

仿真参数

- 总用户数：500，活跃用户数：50，基站天线数256，一个帧包含12个时隙
- 每个设备有2个Mirrior携带2比特额外信息，传统星座符号调制采用4-QAM
- 瑞利衰落信道

“最小-最大归一化”，提高了低信噪比下ADER

SE预测性能与算法性能吻合较好



所提方案可以显著提高活跃设备检测精度，降低误码率

Table I: Computational complexity comparison of different algorithms for uncoded media modulation based mMTC

Algorithms	Computational complexity	Complex-valued multiplications ¹	
		$N_r = 128$	$N_r = 256$
Benchmark 1	$\mathcal{O}(JN_rK_a + 2N_rK_a^2 + K_a^3)$	0.84×10^6	1.56×10^6
DS-AMP	$\mathcal{O}[T_0JKN_t(\frac{5}{2}N_r + \mathcal{S} _c + \frac{1}{4})]$	1.17×10^8	2.32×10^8
AMP	$\mathcal{O}[T_0JKN_t(\frac{5}{2}N_r + \mathcal{S} _c + \frac{1}{4})]$	1.17×10^8	2.32×10^8
Benchmark 3	$\mathcal{O}[T_0JKN_t(\frac{5}{2}N_r + \mathcal{S} _c + \frac{1}{4})]$	1.17×10^8	2.32×10^8
TLSSCS	$\mathcal{O}\{(JN_rK_a + 2N_rK_a^2 + K_a^3) + (K_a + 1)[N_r^2(KN_t + J) + N_rJKN_t] + \sum_{s=1}^{K_a+1} [N_r^2 + 2N_r(sN_t)^2 + (sN_t)^3]\}$	2.14×10^9	7.53×10^9
PIA-MSMP	$\mathcal{O}\{3JK_aN_r(N_t + 1) + (K_a + 1)[N_r^2(KN_t + J) + N_rJKN_t] + \sum_{s=1}^{K_a} [N_r^2 + 2N_r(sN_t)^2 + (sN_t)^3]\}$	2.12×10^9	7.50×10^9
Benchmark 2	$\mathcal{O}\{K_aJKN_tN_r + \sum_{s=1}^{K_a} [JN_r(s + 2s^2 + 2(sN_t)^2) + J(s^3 + (sN_t)^3)] + \sum_{s=1}^{K_a} [JN_r(s + 2s^2 + 2(sN_t)^2) + J(s^3 + (sN_t)^3)]\}$	4.82×10^9	8.16×10^9

¹ The order of complex-valued multiplications is obtained under parameters $J = 12$, $N_t = 4$, $K = 500$, $K_a = 50$, $T_0 = 15$, $|\mathcal{S}|_c = 4$.

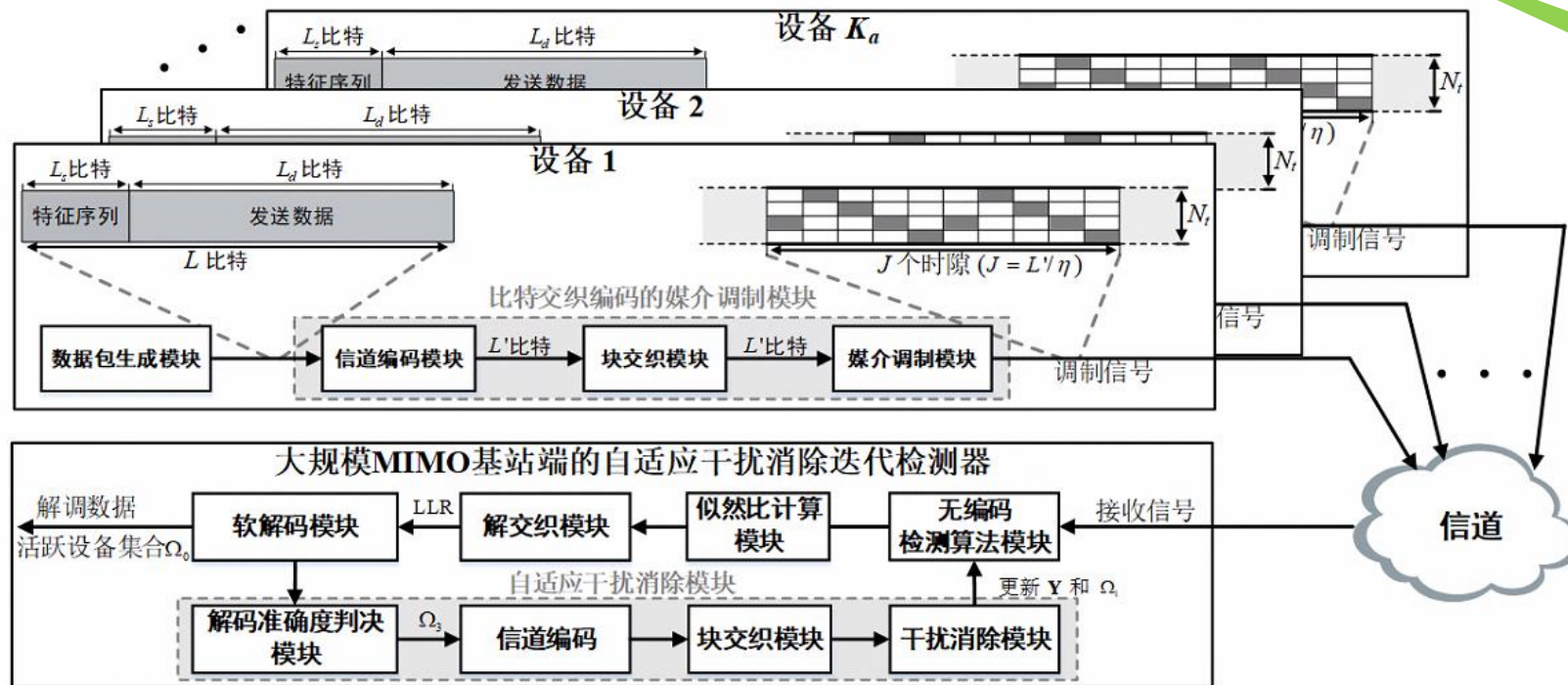
所提DS-AMP算法复杂度显著低于现有方案

● 编码传输的发射帧结构设计

- 发射数据包由两部分组成：1) 较短的收发端已知的特征比特序列；2) 有效的发射数据比特
- 比特交织编码的媒介调制模块：信道编码模块、比特级块交织器、和媒介调制
 - ✓ 块交织器的宽度等于媒介调制设备的有效辐射图样数目

特征序列可以减少SIC的误差传播

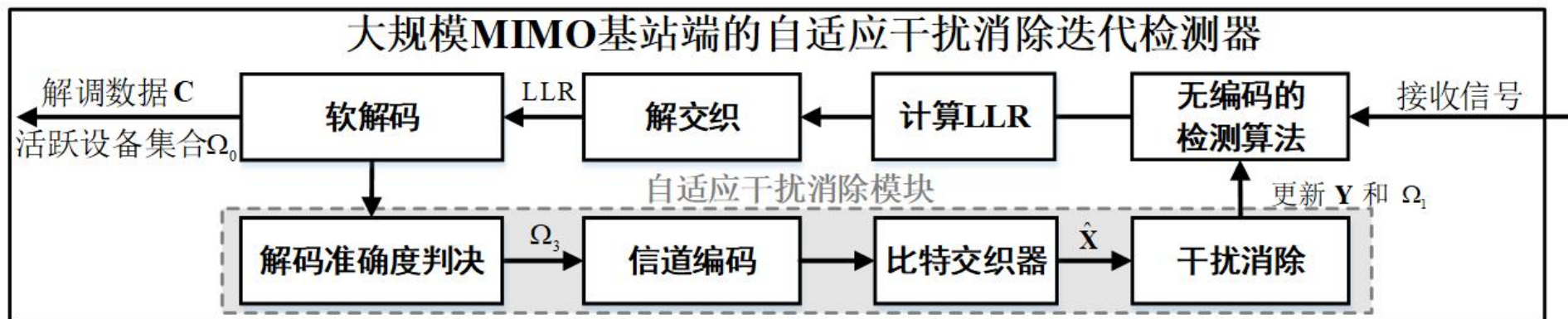
对抗媒介调制符号的空间选择衰落



接收机自适应串行干扰消除 (SIC) 迭代检测器

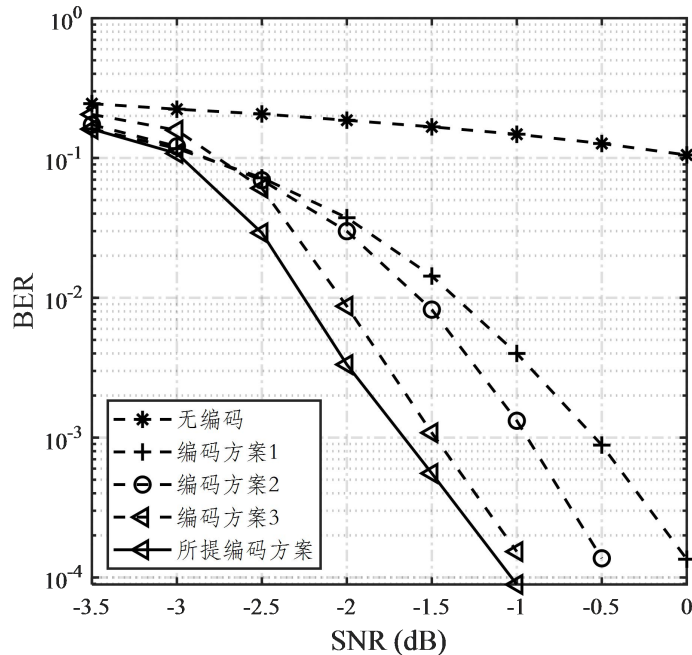
- 无编码检测算法模块：采用DS-AMP算法
- 对数似然比 (LLR) 计算模块
- 解交织模块：对应发射端交织器的设计
- 软解码模块
- 解码准确度判决模块：计算解码特征序列和真实特征序列的汉明距离 (自适应)
- 媒介调制符号重构
- 干扰消除模块：对认为解码准确的活跃设备进行串行干扰消除

汉明距离小于预设值，认为该活跃设备解码准确，进行SIC



参数设置

- 编码方式：1/3码率的Turbo码，12位tail bits
- 数据包长度120，特征序列长度20，一个帧的时隙数为93，交织器宽度为4



	发射端			接收端	
	信道编码	特征序列	比特交织	媒介调制	软解调 SIC
无编码				√	√
编码方案1	√			√	√
编码方案2	√		√	√	√
编码方案3	√		√	√	√
所提方案	√	√	√	√	√

特征序列 **减少**了 SIC的**误差传播**

比特交织编码：对抗媒介调制符号的**空间选择衰落**

所提编码传输方案可以显著降低误码率

● 破解海量媒介调制设备的信道估计难题

- 考虑Gauss-Markov块衰落信道，IoT场景下信道缓慢变化

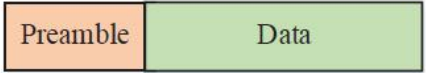


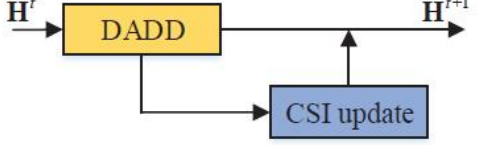
$$\mathbf{H}_k^{t+1} = \sqrt{\alpha}\mathbf{H}_k^t + \sqrt{1-\alpha}\mathbf{V}_k^t,$$

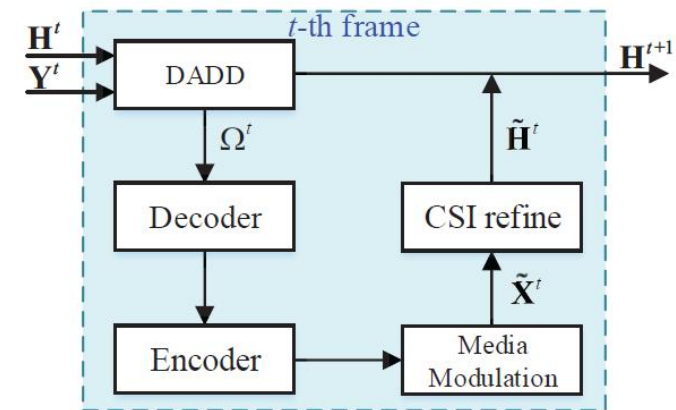
- 初始信道估计**：根据非正交前导序列估计免调度的活跃设备及其信道，数个帧之后，基站可以拿到全部设备的上行信道

- 信道实时更新**：根据估计出的活跃设备的数据，更新相应设备的CSI

✓ 第 t 帧，基站接收的活跃设备的上行信号为 $\mathbf{Y}^t \approx \tilde{\mathbf{H}}^t \tilde{\mathbf{X}}^t + \mathbf{W}^t$,

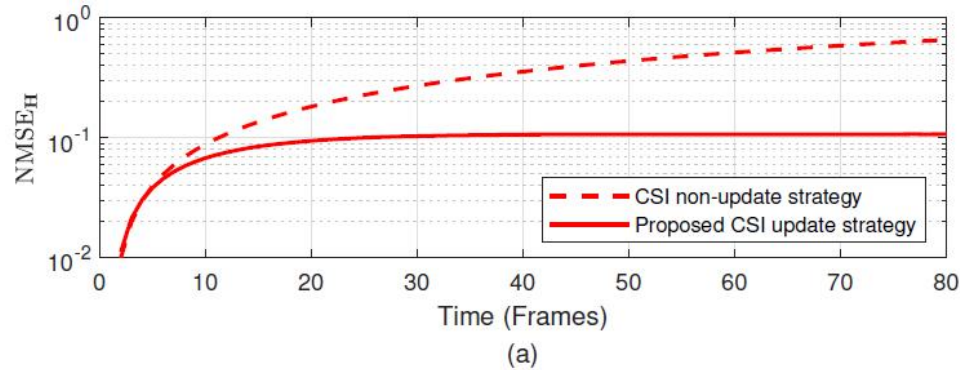
✓ 基于解调数据的MMSE信道重估计 $\hat{\mathbf{H}}^t = \mathbf{Y}^t \left((\tilde{\mathbf{X}}^t)^H \mathbf{R}_H^t \tilde{\mathbf{X}}^t + N_a N_t \sigma_w^2 \mathbf{I} \right)^{-1} (\tilde{\mathbf{X}}^t)^H \mathbf{R}_H^t$

	JADCE-DD (Preamble-aided initial CE)	DADD (Data-aided CSI update)
Frame Structure (Tx)		
Processing Procedure (Rx)		

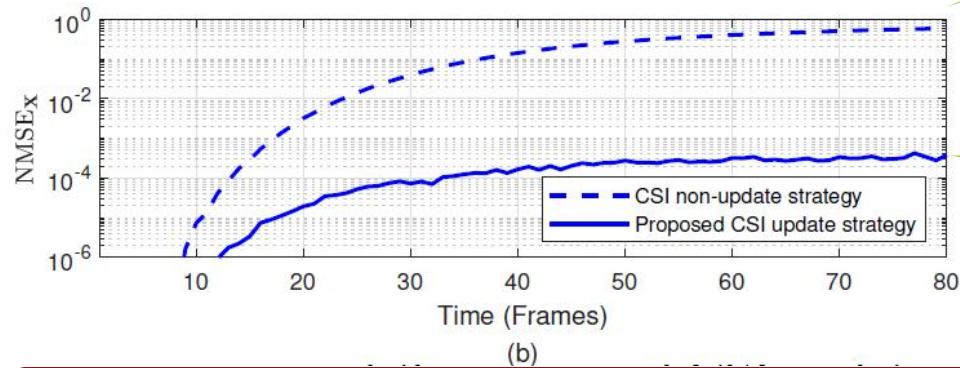


● 具体方案与有益效果

✓ AR系数为0.99， 帧长度213， SNR=30 dB



由于信道的时变，**CSI未更新**，导致信号X估计错误



所提方案，**CSI不断更新**，使信号X估计的NMSE维持在10e-4量级

所提方案可以**显著降低**海量设备信道估计开销

研究小结 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

● 基于媒介调制的物联网设备的海量接入方案

- 提出**DS-AMP算法**，解决海量媒介调制设备的免调度接入问题
- 提出一种基于比特交织媒介调制与自适应串行消除的**编码传输范式**
- 提出一种数据辅助的**信道状态更新方案**

● 有益效果

- 可**显著提高**活跃媒介调制设备检测精度，降低误码率，复杂度较低
- 可**显著降低**编码系统中，媒介调制海量接入的误码率
- 数据辅助的CSI更新方案可**显著降低**海量媒介设备信道估计开销

● 未来展望

- 如何进一步**提高上行容量**？**广义空间调制（GSM）**，**RIS序号调制**...
- 如何解决**非同步**问题？**滑动窗**...
- 如何进一步**降低导频开销**？**盲检测**...

1 Cell-Free大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

4 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

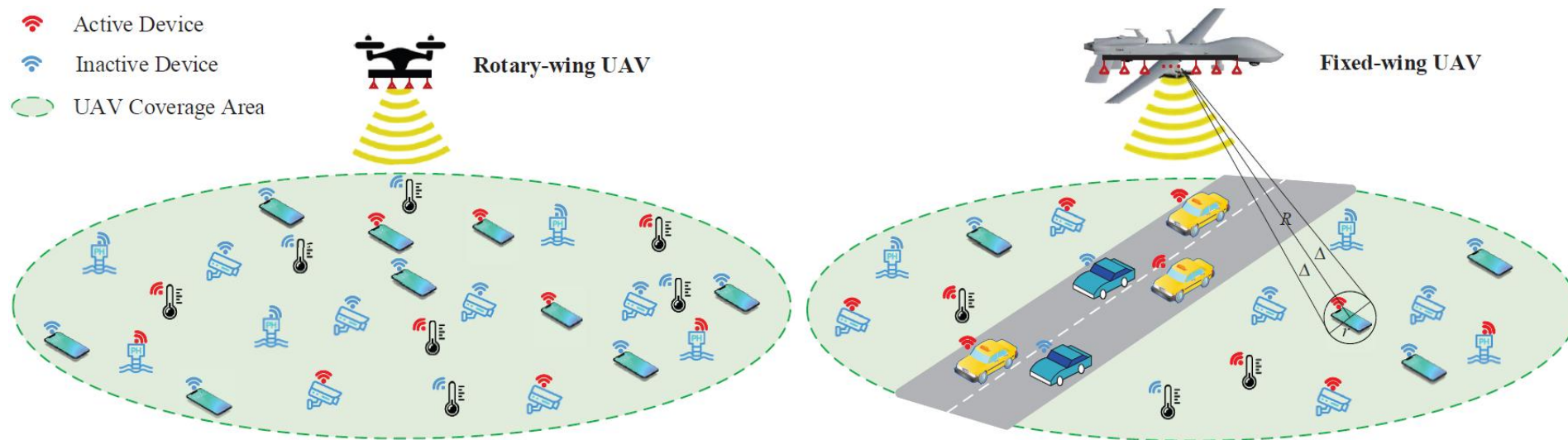
5 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术



L. Qiao, J. Zhang, **Z. Gao***, D. Zheng, M. J. Hossain, Y. Gao, D. W. K. Ng, and M. Di Renzo, "Joint Activity and Blind Information Detection for UAV-Assisted Massive IoT Access," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 5, pp. 1489-1508, May 2022

● 无人机是空地海一体化网络的重要组成部分

- 典型分类：旋翼无人机（电池能源），固定翼无人机（油动力）
- 无人机优点：灵活部署，广域覆盖，移动性好，飞行高度自适应
- 本文考虑无人机基站覆盖区域内的海量物联网设备的上行接入问题，其特点包括：
 - ✓ 物联网设备数量巨大，零星小包数据为主
 - ✓ 无人机，尤其是旋翼无人机的负载和能量受限
 - ✓ 无人机相对物联网设备可能存在高速移动



研究背景 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

● 免调度接入可有效降低海量接入延迟

➤ 相干免授权接入

- ✓ 先做信道估计，后根据CSI检测数据
- ✓ 准静态时间缓变信道假设，小包数据资源浪费，CSI准确获取困难

➤ 一种非相干免授权接入

- ✓ 信息比特调制在非正交序列编号上，接收端检测发送序列编号
- ✓ 适合小包数据，无需准确信道估计，接入延迟更低，天然适合时变信道

	Coherent Grant-free (IM) Scheme I	Coherent Grant-free (IM) Scheme II	Grant-free NC-IM
Frame Structure (Tx)	Preamble (IM) Data	Pilot (IM) Data ... (IM) Data	Signature Sequence
Processing Procedure (Rx)	DAD & CE → DD	CE → DAD&DD ... DAD&DD	DAD & EID

相干免授权接入

非相干免授权接入

研究背景 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

● 研究问题

- 如何**提高**负载和能量受限的无人机下的**接入效率**?
 - ✓ 现有算法依赖天线域的多观测矢量 (MMV) 特性
 - ✓ 当无人机仅配备小规模MIMO天线, **天线域MMV特性不显著**
 - ✓ **多域联合** (**天线域、频域、时域**) 的设备**共同活跃性**
- 如何进一步**降低**海量设备的**接入延迟**?
 - ✓ 空地信道通常存在One-ring信道模型, 地面通信系统不常有
 - ✓ 无人机 (固定翼) 配备大规模MIMO天线, 角度域呈现**簇稀疏**
 - ✓ **角度域**进行活跃性和信息检测, 有效降低序列长度, 进而降低时间开销
- 如何**克服**高速移动带来的信道**时间选择性衰落**?
 - ✓ 系统建模, 通常假设时域序列传输时间内的CSI近似不变
 - ✓ 快时变信道下, 假设不再成立
 - ✓ 相邻子载波对应的CSI近似相同, **时频二维传输序列**, 降低时间选择衰落的影响

非相干接入建模 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

● 空地信道模型

➤ 针对第 k 个设备、第 p 个路径，无人机基站天线的导向矢量：

$$\mathbf{a}(\theta_{k,p}) = \frac{1}{\sqrt{M}} \left[1, e^{j2\pi \frac{d \sin(\theta_{k,p})}{\lambda}}, \dots, e^{j2\pi(M-1) \frac{d \sin(\theta_{k,p})}{\lambda}} \right]^T,$$

➤ t 时刻、第 n 个子载波上，第 k 个设备与无人机基站的上行信道：

$$\mathbf{h}_{k,n}^t = \sqrt{\frac{M}{P}} \sum_{p=1}^P h_{k,p}^t e^{j2\pi \nu_{k,p}^t t} \mathbf{a}(\theta_{k,p}^t) e^{-j2\pi \tau_{k,p}^t \left(-\frac{B_s}{2} + \frac{B_s(n-1)}{N}\right)},$$

- ✓ 信道复增益： $h_{k,p}^t \sim \mathcal{CN}(0, 1)$
- ✓ 多普勒频偏： $\nu_{k,p}^t$
- ✓ 到达角： $\theta_{k,p}^t$
- ✓ 时延： $\tau_{k,p}^t$
- ✓ 带宽： B_s
- ✓ 路径总数： P

1. 散射环境复杂，考虑OFDM克服信道的频率选择性衰落
2. 无人机路径规划超出本文考虑范畴

非相干接入建模 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

● 系统模型

➤ 第 j 个子帧、 n 个子载波，基站接收到的来自 K 个设备的信号

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_n^j &= \sum_{k=1}^K a_k \Phi_k \mathbf{e}_{k,n}^j (\mathbf{h}_{k,n}^j)^T + \mathbf{N}_n^j \\ &= \sum_{k=1}^K \Phi_k \mathbf{X}_{k,n}^j + \mathbf{N}_n^j = \Phi \mathbf{X}_n^j + \mathbf{N}_n^j, \end{aligned}$$

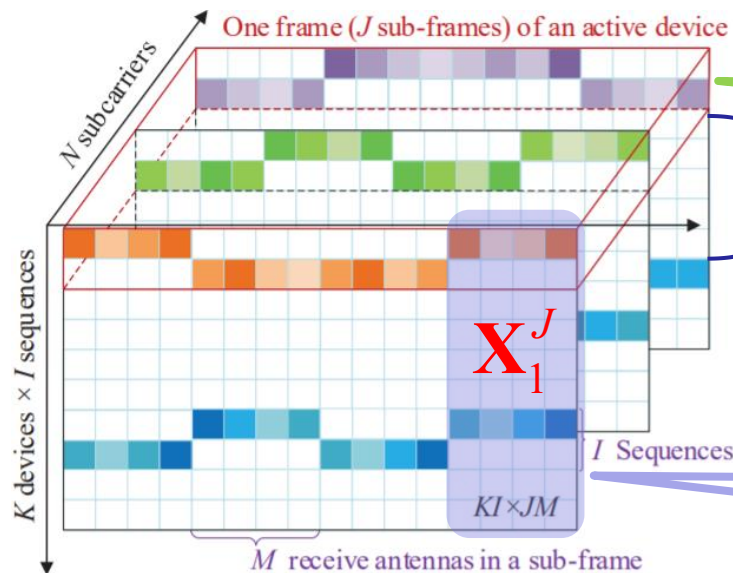
第 k 个设备预分配的 I 个 L 长的序列 $\Phi_k \in \mathbb{C}^{L \times I}$

➤ 序列选择向量, bit 流 $\rightarrow \mathbf{e}_{k,n}^j$, 的结构稀疏性, 表示为

$$\mathbf{e}_{k,n}^j \in \{0, 1\}^{I \times 1} \quad \|\mathbf{e}_{k,n}^j\|_0 = 1 \text{ and } \|\mathbf{e}_{k,n}^j\|_2 = 1$$

求解目标:

$\mathbf{e}_{k,n}^j \rightarrow bit$ 流



设备活跃, $a_k = 1$

设备不活跃, $a_k = 0$

1 个子帧, 传输 L 长的序列
(M 是接收端天线维度)

大规模稀疏信号恢复问题

- 1个数据帧 (J 个子帧)，第 n 个子载波上的接收信号 $\mathbf{Y}_n \in \mathbb{C}^{L \times JM}$:

$$\mathbf{Y}_n = \Phi \mathbf{X}_n + \mathbf{N}_n,$$

- \tilde{N} 个子载波联合的接收信号:

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X} + \mathbf{N},$$

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_{\tilde{N}}] \in \mathbb{C}^{L \times JM\tilde{N}}$$

- 为了描述方便， \mathbf{X} 的每一列用 m' 来做索引:

$$, M' = JM\tilde{N} \quad \forall m' \in [M']$$

- 由于不同子帧、不同子载波的选择向量是互相独立的，因此 \mathbf{X} 不是一个简单的MMV信号恢复问题，多域联合的共同活跃性该如何利用？

- $x_{k,i}^{m'}$ 的后验均值估计为:

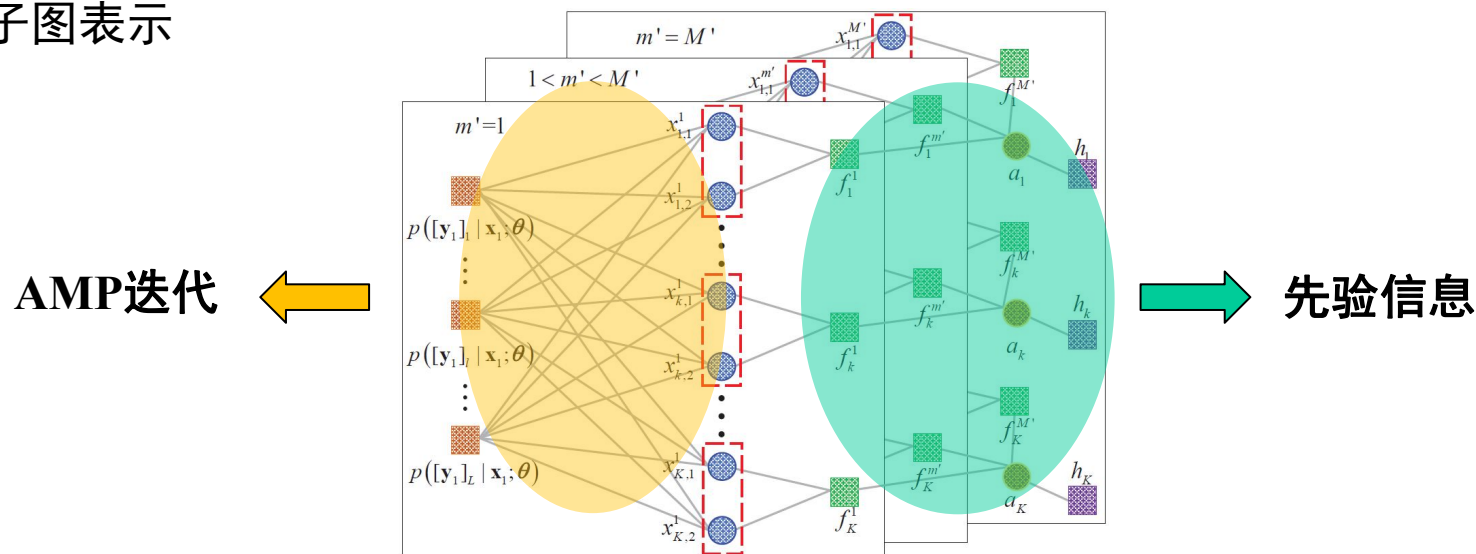
$$\hat{x}_{k,i}^{m'} = \int x_{k,i}^{m'} p(x_{k,i}^{m'} | \mathbf{y}_{m'}) dx_{k,i}^{m'},$$

基于概率模型可以有效利用先验信息

$$p(x_{k,i}^{m'} | \mathbf{y}_{m'}) = \int_{\setminus x_{k,i}^{m'}} p(\mathbf{x}_{m'} | \mathbf{y}_{m'})$$

● 基于AMP算法，降低后验概率计算复杂度

➤ 联合后验概率的因子图表示



➤ 先验分布建模：

$$f(\mathbf{x}_k^{m'} | a_k; \boldsymbol{\theta}) = (1 - a_k) \sum_{i=1}^I \delta(x_{k,i}^{m'}) + a_k \sum_{i=1}^I \mathcal{CN}(x_{k,i}^{m'}; \mu_0, \tau_0) \prod_{g \neq i} \delta(x_{k,g}^{m'}),$$

➤ 活跃因子的先验分布建模：

$$h(a_k; \boldsymbol{\theta}) = (1 - \lambda_k) \delta(a_k) + \lambda_k \delta(a_k - 1),$$

➤ 根据消息传递，计算后验分布

L. Qiao, J. Zhang, **Z. Gao***, et al, "Joint Activity and Blind Information Detection for UAV-Assisted Massive IoT Access," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 40, no. 5, pp. 1489-1508, May 2022

STF-JABID算法流程

➤ **AMP操作**：通过解耦和去噪两个步骤迭代，计算后验均值和方差估计

➤ **期望最大化 (EM) 操作**：设备活跃因子和信道先验更新，活跃因子的更新如下

$$\lambda_k = \frac{1}{M'} \sum_{m'=1}^{M'} 1 / \left(1 + 1 / \sum_{i=1}^I \frac{\pi_{k,i}^{m'}}{1 - \pi_{k,i}^{m'}} \right),$$

M' 个列的设备活跃性不变

➤ 根据活跃因子**判断活跃设备**；
根据能量大小**判断活跃设备的发送序号**

Algorithm 1 Proposed STF-JABID Algorithm

Input: The received signals $\mathbf{Y}=[\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_{M'}] \in \mathbb{C}^{L \times M'}$, the pre-allocated sequences $\Phi=[\Phi_1, \dots, \Phi_K] \in \mathbb{C}^{L \times KI}$, the noise variance σ_n^2 , the maximum iteration number T_0 , the damping parameter κ , the DAD threshold T_{h1} , and the termination threshold ϵ .

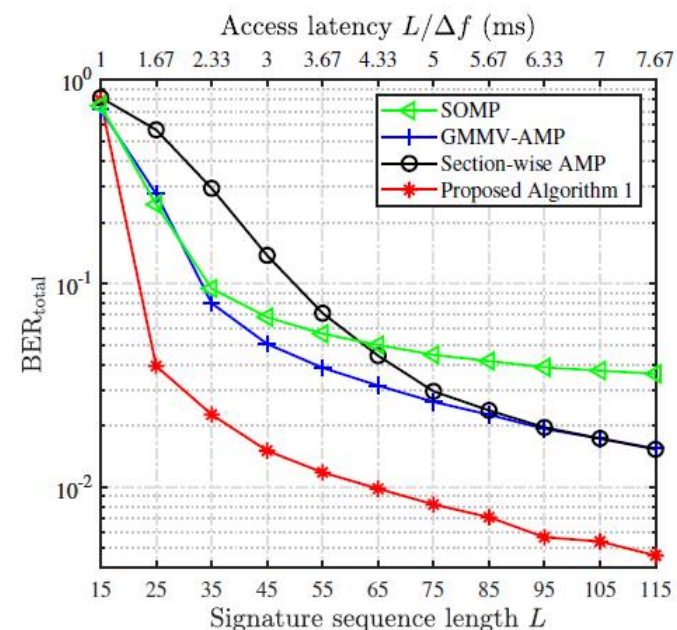
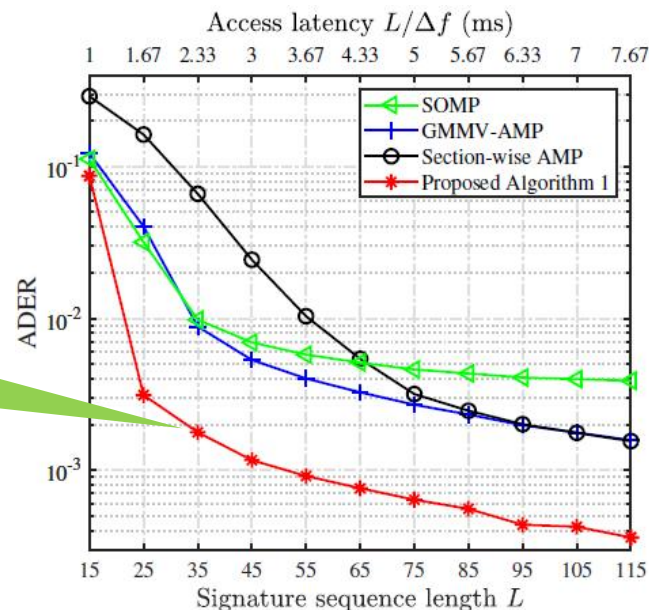
Output: The estimated equivalent channel matrix $\hat{\mathbf{X}} = [\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_{M'}] \in \mathbb{C}^{KI \times M'}$, the set of active devices Ω , and the support of $\mathbf{e}_{k,\bar{n}}^j$, $\bar{n} \in [\tilde{N}]$, where $\mathbf{e}_{k,\bar{n}}^j$ is defined in (3).

- 1: $\forall k, i, l, m'$: We initialize the iterative index $t = 1$, the activity indicator $\lambda_k^1 = \lambda_0 = \frac{L}{KI} \left\{ \max_{c>0} \frac{1-2KI[(1+c^2)\Psi(-c)-c\psi(c)]/L}{1+c^2-2[(1+c^2)\Psi(-c)-c\psi(c)]} \right\}$, the prior mean $\mu_0^1 = 0$, the prior variance $\tau_0^1 = \frac{\|\mathbf{Y}\|_F - L\sigma_n^2}{\|\Phi\|_F \lambda_0}$, $(Z_l^{m'})^1 = [\mathbf{y}_{m'}]_l$, $(V_l^{m'})^1 = 1$, $(\hat{x}_{k,i}^{m'})^1 = 0$, and $(\hat{v}_{k,i}^{m'})^1 = 1$;
- 2: **for** $t = 2$ to T_0 **do**
- 3: **%AMP operation:**
- 4: $\forall k, i, l, m'$: Compute $(V_l^{m'})^t$, $(Z_l^{m'})^t$, $(\varphi_{k,i}^{m'})^t$, and $(r_{k,i}^{m'})^t$ by using (18), (19), (16), and (17), respectively; {Decoupling step}
- 5: $\forall l, m'$: $(V_l^{m'})^t = \kappa(V_l^{m'})^{t-1} + (1 - \kappa)(V_l^{m'})^t$, $(Z_l^{m'})^t = \kappa(Z_l^{m'})^{t-1} + (1 - \kappa)(Z_l^{m'})^t$;
- 6: $\forall k, i, m'$: Compute $(\hat{x}_{k,i}^{m'})^t$ and $(\hat{v}_{k,i}^{m'})^t$ by using (25) and (26), respectively; {Denoising step}
- 7: **%EM operation:**
- 8: $\forall k$: $(\mu_0)^t = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^I \sum_{m'=1}^{M'} (\pi_{k,i}^{m'})^{t-1} (\bar{\mu}_{k,i}^{m'})^{t-1}}{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^I \sum_{m'=1}^{M'} (\pi_{k,i}^{m'})^{t-1}}$,
 $(\tau_0)^t = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^I \sum_{m'=1}^{M'} (\pi_{k,i}^{m'})^{t-1} [((\mu_0)^t - (\bar{\mu}_{k,i}^{m'})^{t-1})^2 + (\bar{\tau}_{k,i}^{m'})^{t-1}]}{\sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^I \sum_{m'=1}^{M'} (\pi_{k,i}^{m'})^{t-1}}$;
- 9: $\forall k$: Update devices' activity parameter λ_k^t by using (29);
- 10: **if** $\|\hat{\mathbf{X}}^t - \hat{\mathbf{X}}^{t-1}\|_F / \|\hat{\mathbf{X}}^{t-1}\|_F < \epsilon$ **then**
- 11: **break;** {End the iteration}
- 12: **end if**
- 13: **end for**
- 14: The estimated equivalent channel matrix $\hat{\mathbf{X}} = \hat{\mathbf{X}}^t$;
- 15: **%Extract the active devices:**
- 16: $\forall k \in [K]$: The set of active devices $\Omega = \{k | \lambda_k^t > T_{h1}\}$;
- 17: **%Extract the embedded information of active devices:**
- 18: $\forall k \in \Omega, \bar{n} \in [\tilde{N}], j$: $\text{supp}\{\mathbf{e}_{k,\bar{n}}^j\} = \underset{i \in [I]}{\text{argmax}} \left\{ \sum_{m=1}^M \left| [\hat{\mathbf{X}}_{k,\bar{n}}^j]_{i,m} \right|^2 \right\}$,
 where $\mathbf{X}_{k,\bar{n}}^j = a_k \mathbf{e}_{k,\bar{n}}^j (\mathbf{h}_{k,\bar{n}})^T$ is denoted in (3).

● 仿真参数

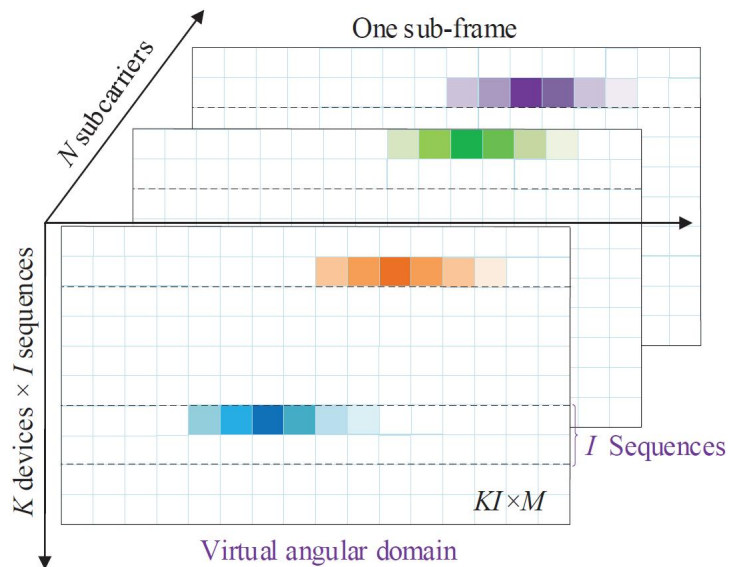
- 总设备数 100， 活跃用户数 10， 每个设备预分配 2 个序列
- 考虑1个子帧小于信道的相干时间， UAV基站天线数 2， SNR 设为15 dB， $\Delta f = 15\text{kHz}$
- 门限0.7， 最大迭代次数200， damping值 0.3， 终止门限 $1e-6$

多域联合设备活跃性，提高了天线数较少情况下的性能



所提方案可以显著**提高活跃设备检测精度**，**降低误码率**

● 角度域信道建模



➤ 角度域信道：

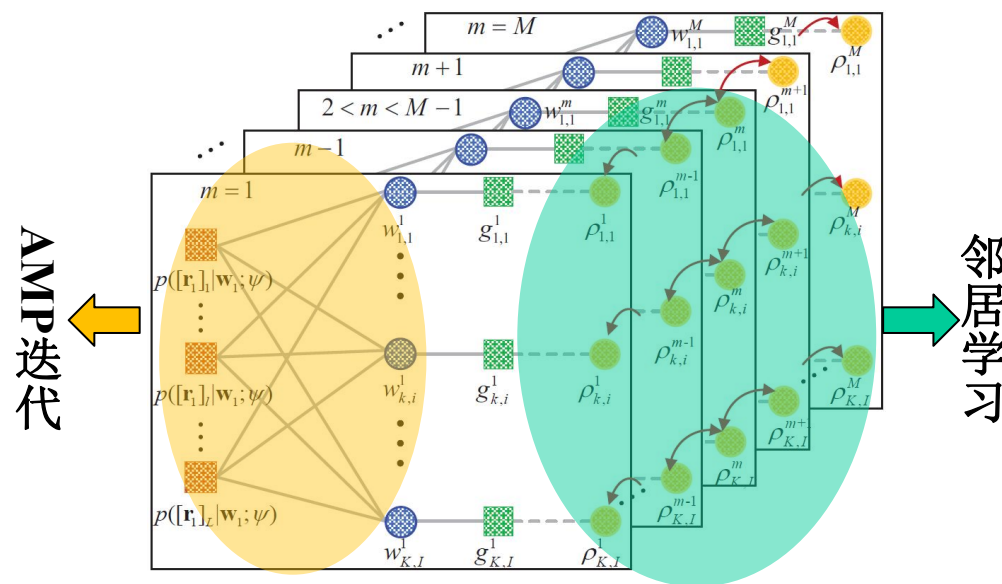
$$\tilde{\mathbf{h}}_{k,n} = \mathbf{A}_R^H \mathbf{h}_{k,n},$$

➤ 簇稀疏：

$$\left| \text{supp} \left\{ \tilde{\mathbf{h}}_{k,n} \right\} \right|_c \ll M.$$

➤ 仅考虑1个子帧和1个子载波

● 联合后验概率的因子图：



➤ 活跃因子的邻居学习：

$$\left(\rho_{k,i}^m \right)^{t+1} = \frac{1}{\sum_{(\tilde{m}, \zeta) \in \mathcal{Q}} \zeta} \sum_{(\tilde{m}, \zeta) \in \mathcal{Q}} \zeta \left(\rho_{k,i}^{\tilde{m}} \right)^t,$$

$$\mathcal{Q} = \{ (\text{mod}(m \pm q, M), \zeta_{m \pm q}), 1 \leq q \leq Q \},$$

● AE-JABID算法流程

➤ **AMP操作**：通过解耦和去噪两个步骤迭代，计算后验均值和方差估计

➤ **期望最大化 (EM) 操作**：设备活跃因子和信道先验更新，活跃因子的更新如下

$$\rho_{k,i}^m = \tilde{\pi}_{k,i}^m,$$

➤ **活跃性判断**：

$$\Omega = \{k \mid \max_{m \in [M]} \rho_{k,i}^m > T_h, k \in [K], i \in [I]\},$$

$$T_h \in (0.5, 1)$$

➤ 根据**最大活跃因子值判断发送序号**：

$$\text{supp}\{\mathbf{e}_k\} = \underset{i \in [I]}{\text{argmax}} \left\{ \max_{m \in [M]} (\rho_{k,i}^m) \right\}, \quad \forall k \in \Omega.$$

Algorithm 2 Proposed AE-JABID Algorithm

Input: The equivalent received signal $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{L \times M}$, the pre-allocated sequences $\Phi = [\Phi_1, \dots, \Phi_K] \in \mathbb{C}^{L \times KI}$, the noise variance $\sigma_{\tilde{n}}^2$, the maximum iteration number T_0 , the DAD threshold T_h , the damping parameter κ , and the termination threshold ϵ .

Output: The estimated equivalent channel matrix in the virtual angular domain $\hat{\mathbf{W}} = [\hat{\mathbf{w}}_1, \hat{\mathbf{w}}_2, \dots, \hat{\mathbf{w}}_M] \in \mathbb{C}^{KI \times M}$, the set of active devices Ω , and the support of \mathbf{e}_k , where \mathbf{e}_k is defined in (34).

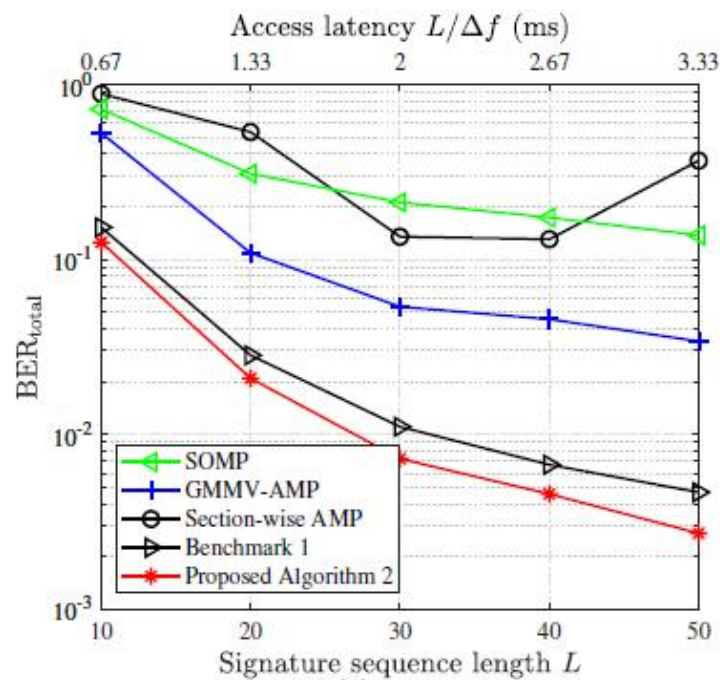
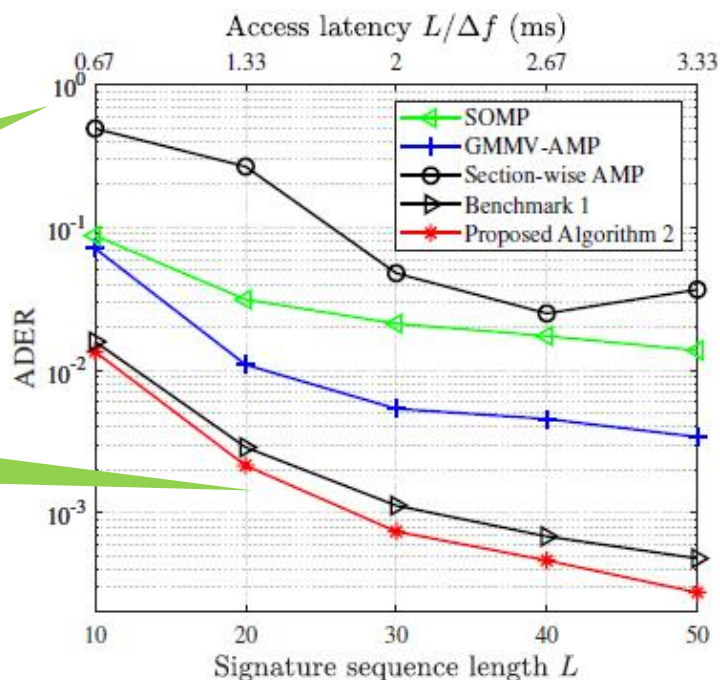
- 1: $\forall k, i, l, m$: We initialize the iterative index $t=1$, the activity indicator $(\rho_{k,i}^m)^1 = \rho_0 = \frac{L}{KI} \left\{ \max_{c>0} \frac{1-2KI[(1+c^2)\Psi(-c)-c\psi(c)]/L}{1+c^2-2[(1+c^2)\Psi(-c)-c\psi(c)]} \right\}$, the prior mean $\tilde{\mu}_0^1 = 0$, the prior variance $\tilde{\tau}_0^1 = \frac{\|\mathbf{R}\|_F - L\sigma_{\tilde{n}}}{\|\Phi\|_F \rho_0}$, $(\tilde{Z}_l^m)^1 = [\mathbf{r}_m]_l$, $(\tilde{V}_l^m)^1 = 1$, $(\hat{w}_{k,i}^m)^1 = 0$, and $(\hat{u}_{k,i}^m)^1 = 1$;
- 2: **for** $t = 2$ to T_0 **do**
- 3: **%AMP operation:**
- 4: $\forall k, i, l, m$: Compute $(\tilde{V}_l^m)^t$, $(\tilde{Z}_l^m)^t$, $(\xi_{k,i}^m)^t$, and $(\tilde{r}_{k,i}^m)^t$ by using (41), (42), (39), and (40), respectively; {Decoupling step}
- 5: $\forall l, m'$: $(\tilde{V}_l^{m'})^t = \kappa(\tilde{V}_l^{m'})^{t-1} + (1-\kappa)(\tilde{V}_l^{m'})^t$, $(\tilde{Z}_l^{m'})^t = \kappa(\tilde{Z}_l^{m'})^{t-1} + (1-\kappa)(\tilde{Z}_l^{m'})^t$;
- 6: $\forall k, i, m$: Compute $(\hat{w}_{k,i}^m)^t$ and $(\hat{u}_{k,i}^m)^t$ by using (48) and (49), respectively; {Denoising step}
- 7: **%EM operation:**
- 8: $\forall k$: $(\tilde{\mu}_0)^t = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M (\tilde{\pi}_{k,i}^m)^{t-1} (\tilde{\mu}_{k,i}^m)^{t-1}}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M (\tilde{\pi}_{k,i}^m)^{t-1}}$, $(\tilde{\tau}_0)^t = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M (\tilde{\pi}_{k,i}^m)^{t-1} [((\tilde{\mu}_0)^t - (\tilde{\mu}_{k,i}^m)^{t-1})^2 + (\tilde{\tau}_{k,i}^m)^{t-1}]}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M (\tilde{\pi}_{k,i}^m)^{t-1}}$;
- 9: $\forall k, i, m$: Update the activity indicator $(\rho_{k,i}^m)^t$ by using (50) and (51);
- 10: **if** $\|\hat{\mathbf{W}}^t - \hat{\mathbf{W}}^{t-1}\|_F / \|\hat{\mathbf{W}}^{t-1}\|_F < \epsilon$ **then**
- 11: **break**; {End the iteration}
- 12: **end if**
- 13: **end for**
- 14: The estimated equivalent channel matrix $\hat{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{W}}^t$;
- 15: **%Extract the active devices:**
- 16: $\forall k, i, m$: Acquire the set of active devices Ω by using (53) based on $(\rho_{k,i}^m)^t$;
- 17: **%Extract the embedded information of active devices:**
- 18: $\forall k \in \Omega$: Acquire the support of the sequence selection vector by using (54) based on $(\rho_{k,i}^m)^t$.

● 仿真参数

- 总设备数 100， 活跃用户数 10， 每个设备预分配 2 个序列
- UAV基站天线数 32， 到达角角度扩展 10° ， SNR 设为5 dB， $\Delta f = 15\text{kHz}$
- 门限0.9， 最大迭代次数200， damping值 0.3， 终止门限 $1\text{e-}6$

角度域稀疏性的利用降低了接入延迟

簇稀疏特性的利用进一步提升了性能



所提方案可以显著降低接入延迟

时频双选信道下接入建模 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

- 第 l_t 个OFDM符号，第 l_f 个子载波上的信道：

$$\mathbf{h}_{k,l_f}^{l_t} = \sqrt{\frac{M}{P}} \sum_{p=1}^P h_{k,p} e^{j2\pi\nu_{k,p}\Delta T} \mathbf{a}(\theta_{k,p}) e^{-j2\pi\tau_{k,p}(-\frac{B_s}{2} + \frac{B_s(l_f-1)}{N})} \in \mathbb{C}^{M \times 1},$$

- 第 l_f 个子载波上的接收信号：

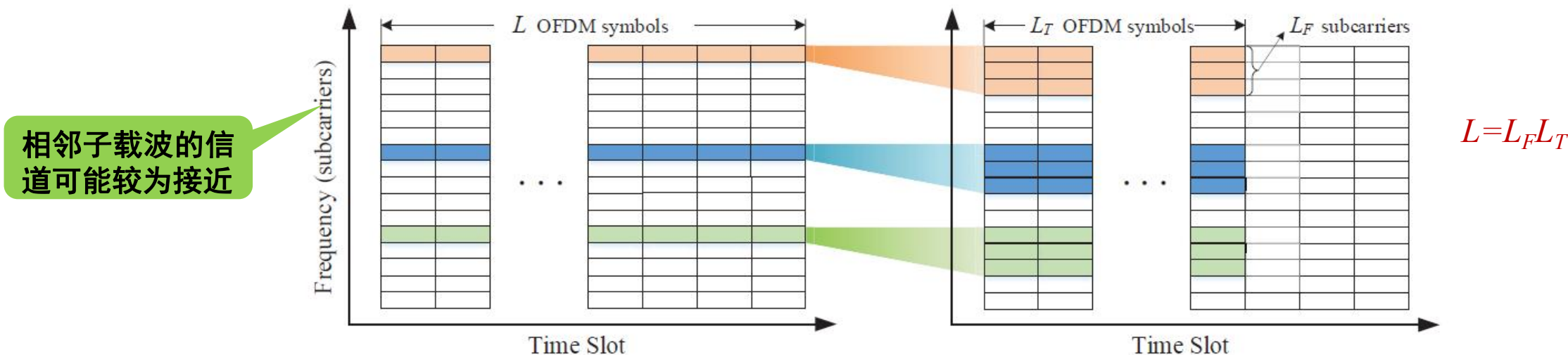
$$\mathbf{Y}_{l_f} = \sum_{k=1}^K a_k (\beta \mathbf{s}_{k,l_f} \mathbf{1}_M^T \odot \mathbf{H}_{k,l_f} + \mathbf{I}_{k,l_f}) + \mathbf{N}_{l_f},$$

衰减因子

载波间干扰

$$\Delta T = ((l_t - 1)N + l_t N_{CP} + l_f) T_s$$

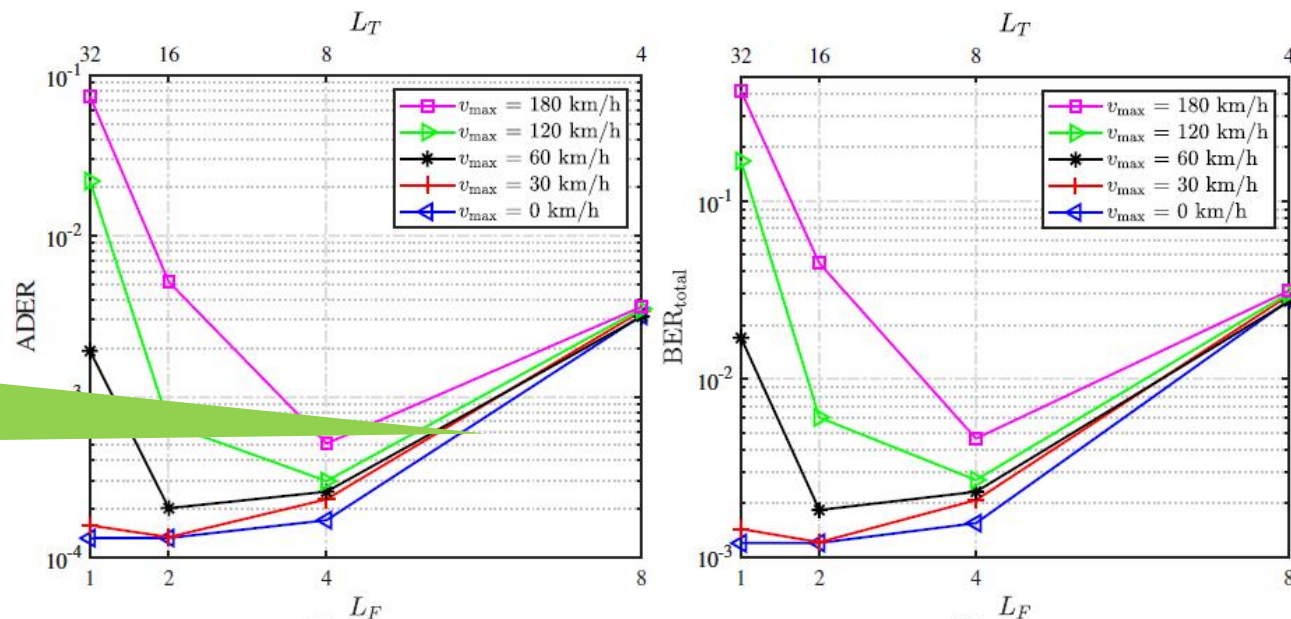
- 序列传输：时域 \rightarrow 时频二维



● 仿真参数

- OFDM的时域等效矩阵不再是循环移位矩阵，变换到频域存在非对角元素
- 仿真中，先生成时域等效信道，再变换到频域
- 中心频率 1 GHz, 循环前缀长度32, 带宽10 MHz
- AE-JABID算法, SNR 设为10 dB

将序列放在相邻4个子载波上，
错误率降低20 dB
(最大相对速度180 km/h)



所提方案可有效提高时间选择性衰落信道下的算法性能

研究小结 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

● 基于非相干序列调制的无人机辅助海量接入

- 提出**STD-JABID算法**，利用多域联合设备活跃性，提高接入效率
- 提出**AE-JABID算法**，利用角度域稀疏性，降低接入延迟
- 提出一种**时频二维序列传输**的方式，有效应对时间选择性衰落

● 有益效果

- **显著提高**活跃设备检测精度，降低误码率
- 可**显著降低**海量设备接入的**延迟**
- 可有效应对高速移动带来的**时间选择性衰落**

● 未来展望

- 无人机**轨迹**与海量物联网接入的**联合优化**
- **多无人机的海量接入问题**
- 设备采用**相同码本**，Unsourced Multiple Access (**UMA**) 问题

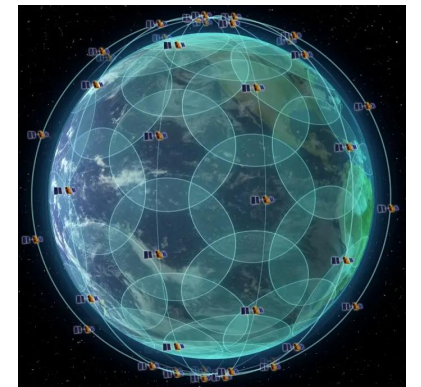
1 Cell-Free大规模MIMO海量接入边缘计算范式

2 基于beacon的免调度活跃检测与高过载数据解调

3 基于可重构超材料媒介调制的活跃性与数据检测

4 UAV物联网接入：非相干活跃检测与盲数据解调

5 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术



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.

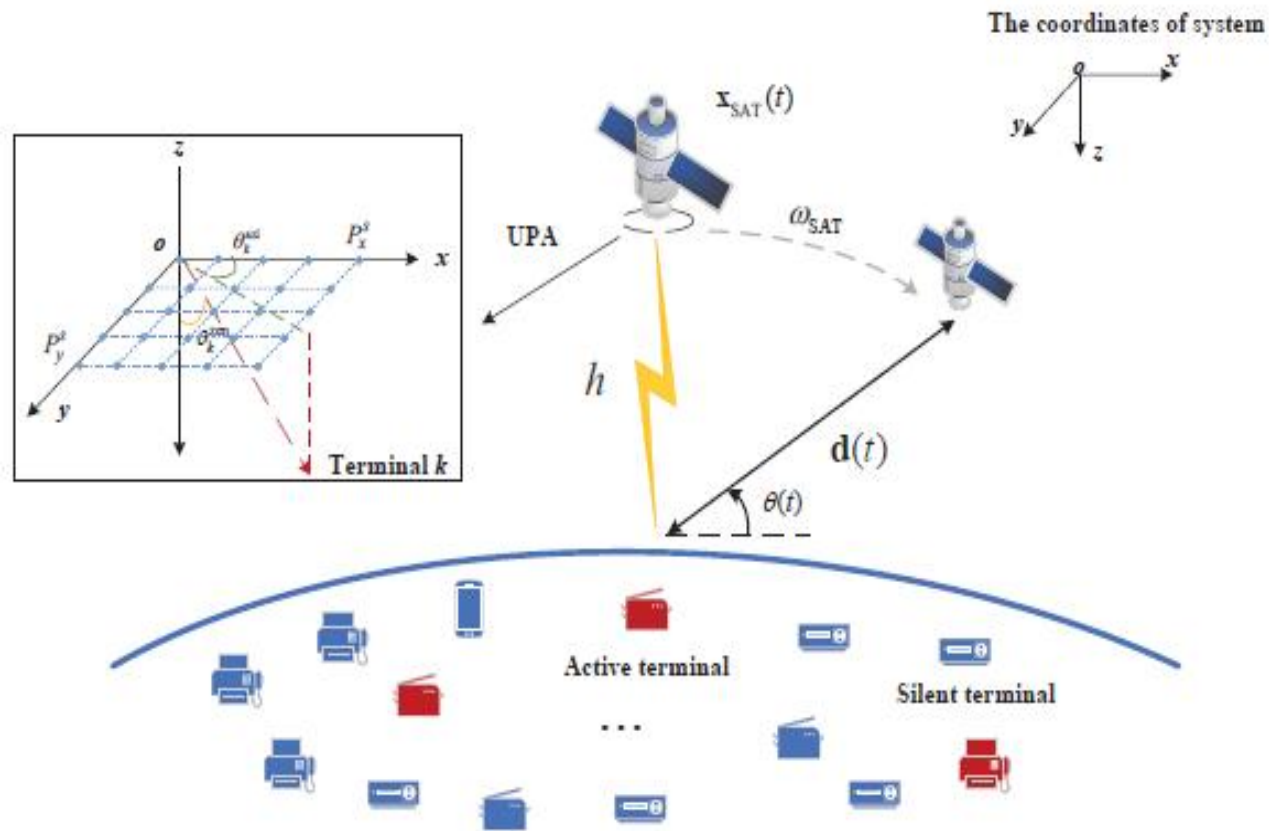
研究背景 LEO卫星的免调度OTFS-NOMA海量接入技术

□ 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



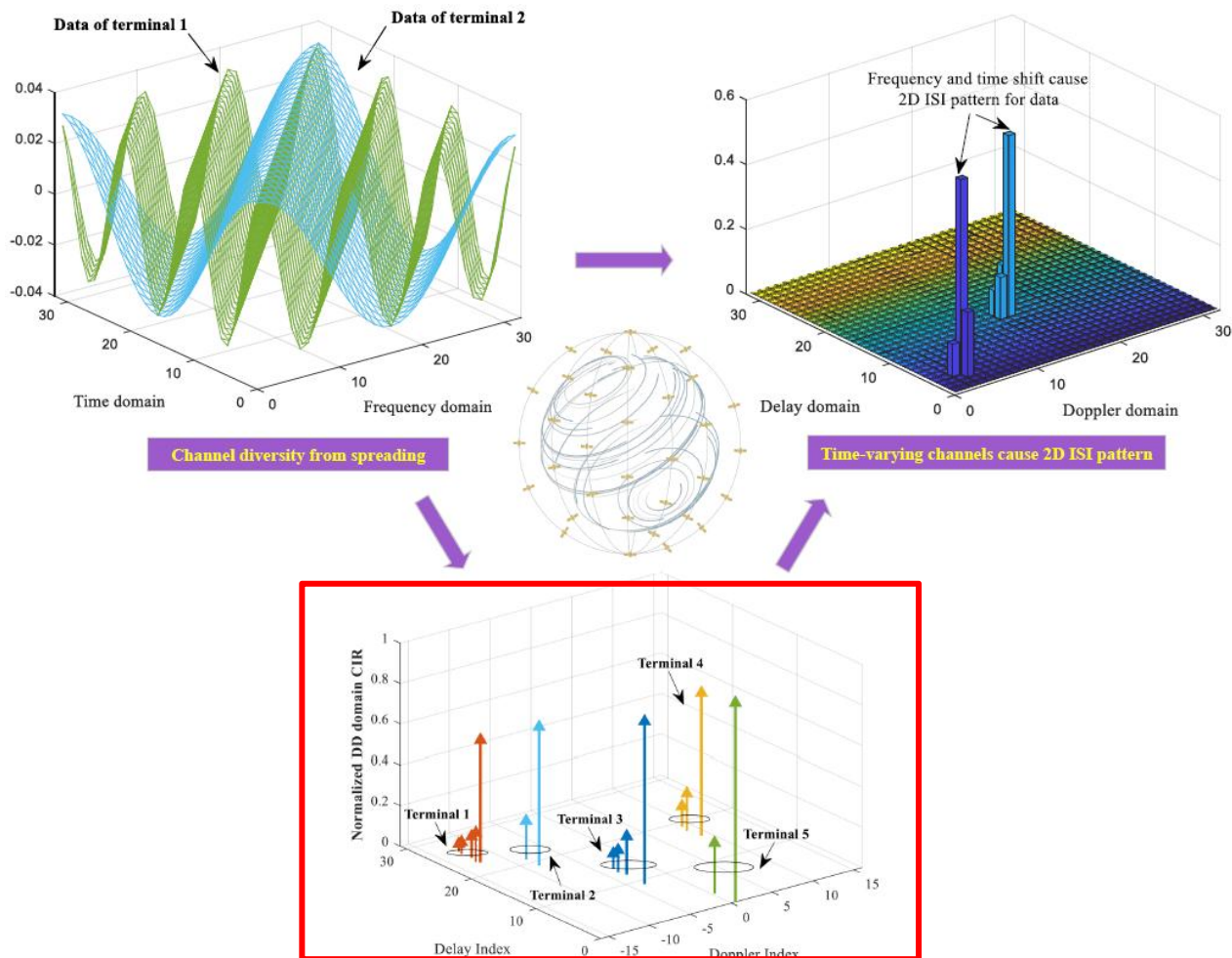
上述挑战对**多址接入方案**和**信号处理算法**提出了更高的要求

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

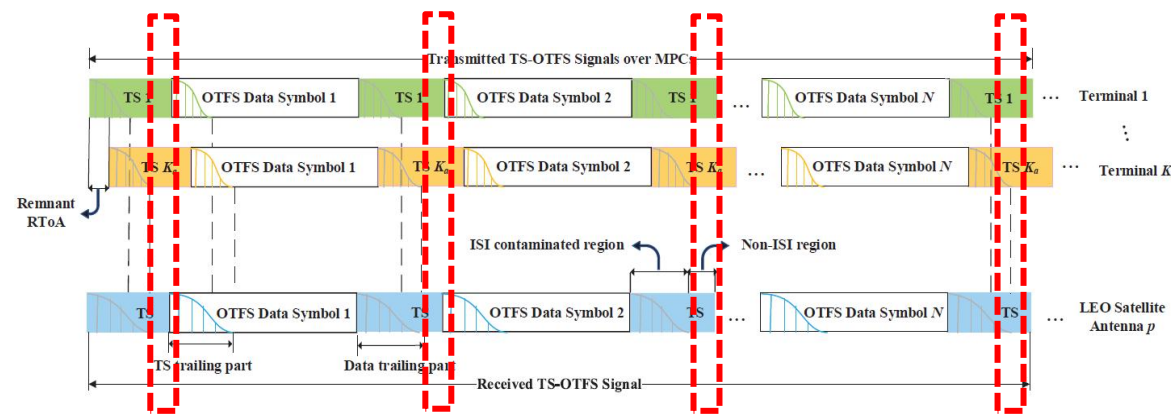
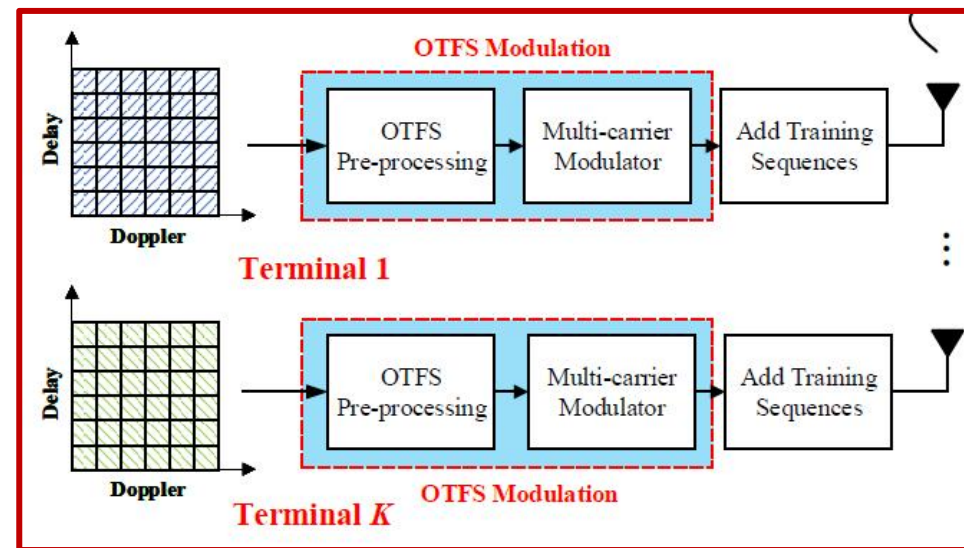
低轨卫星物联网免调度帧结构设计

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

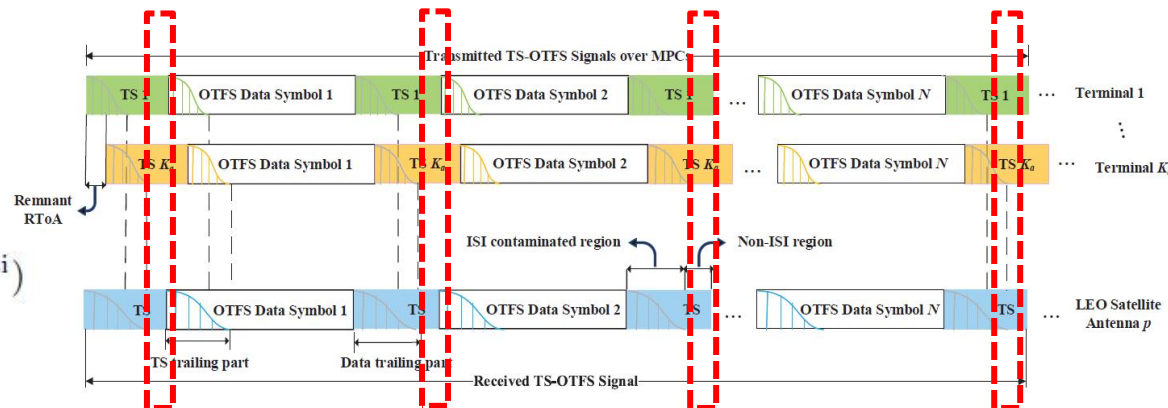
- 在不同设备信号存在**到达时间偏差**以及多径的情况下，接收到的训练序列前部会受到相邻OTFS数据符号拖尾污染，可以利用尾部低维度不受污染的**non-ISI (Inter-symbol Interference)**区域执行活跃性检测与信道估计



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）

时域训练序列构成的拓普利兹矩阵

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

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

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

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

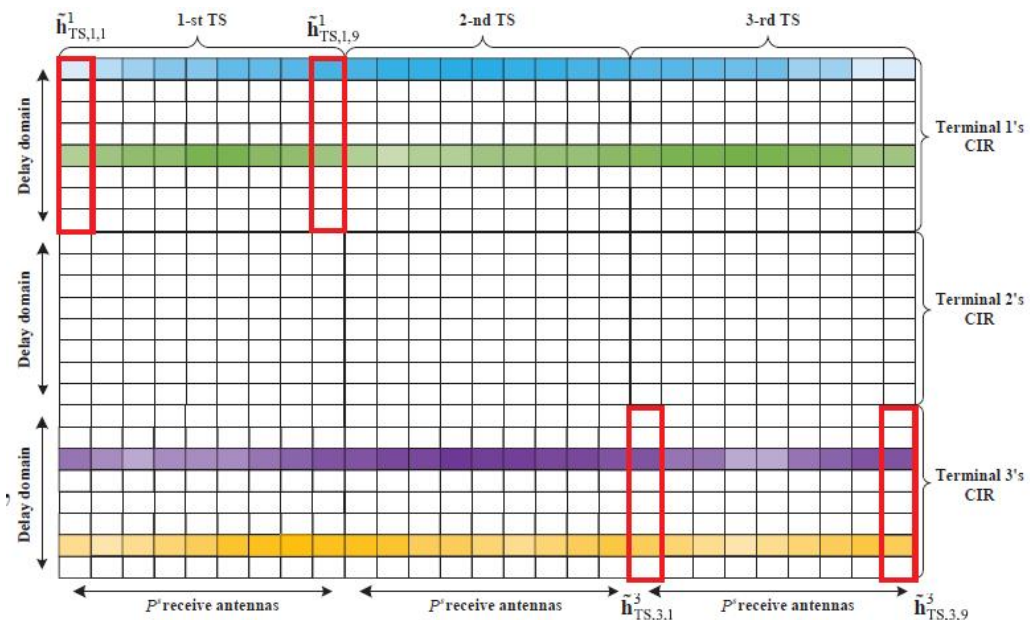
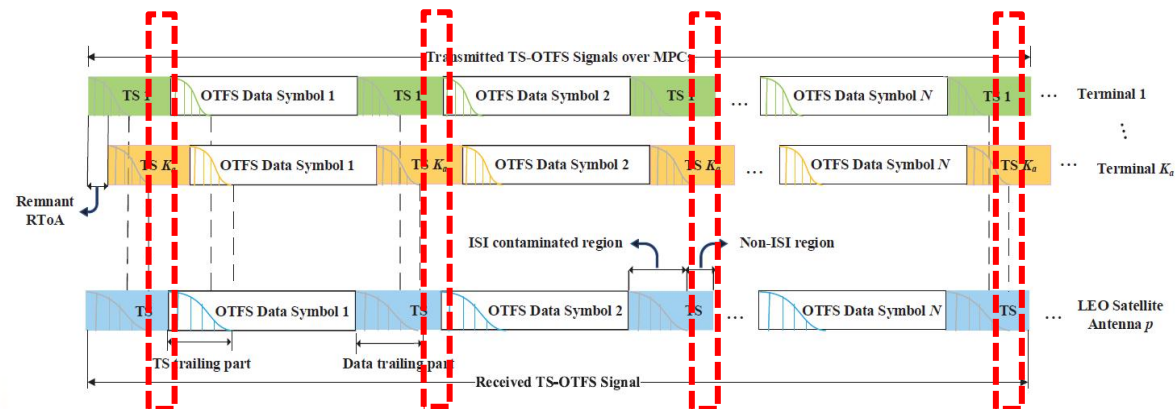
$$\underbrace{\hspace{10em}}_{\mathbf{h}_{\text{TS},k,p}^{\text{eff}-i}}$$

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

- 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



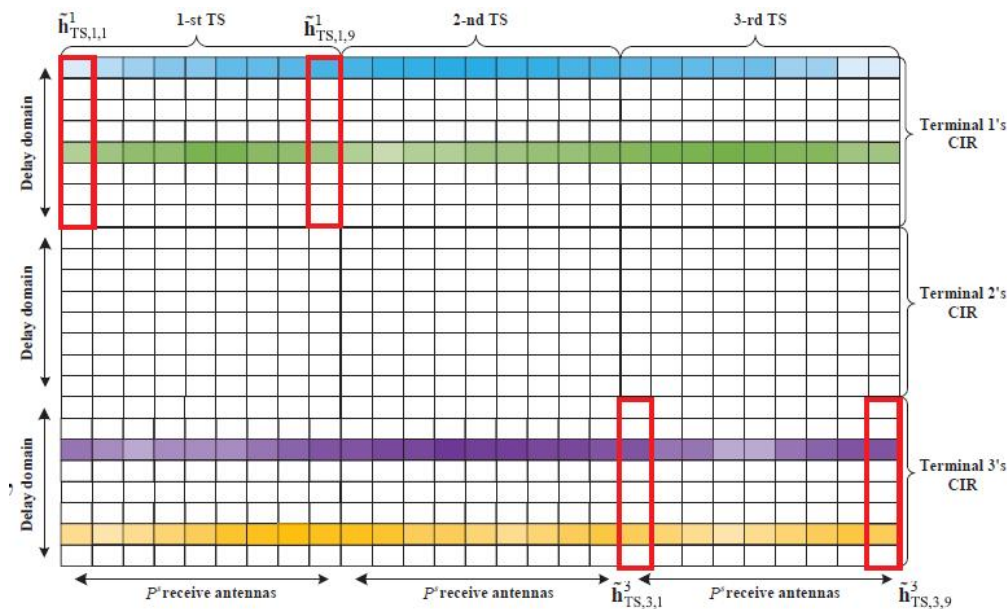
活跃性识别与信道估计问题：第一阶段

- ✓ 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

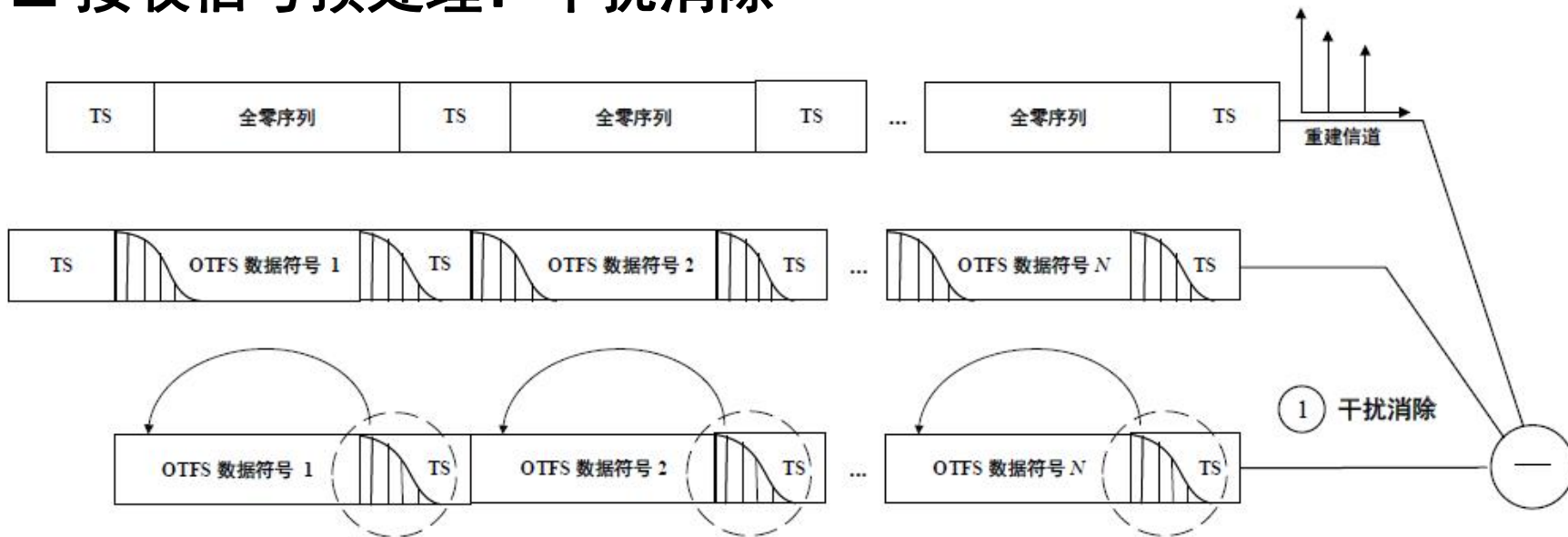
$$\hat{\mathbf{g}}_p^{\text{eff}} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=1}^{N+1} \left[(\Psi_{[:,\mathcal{I}]}^\dagger \hat{\Gamma})^{-1} \hat{\mathbf{h}}_{\text{TS},p}^{\text{eff-nz},i} \odot \frac{1}{\hat{\eta}^{i-1}} \right]$$

- ✓ 信道重建

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

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

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

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

LSQR迭代解法避免直接矩阵求逆

强稀疏性

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

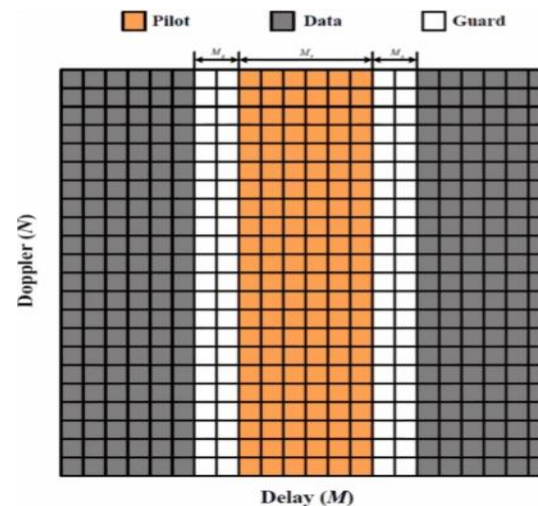
□ 仿真参数

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

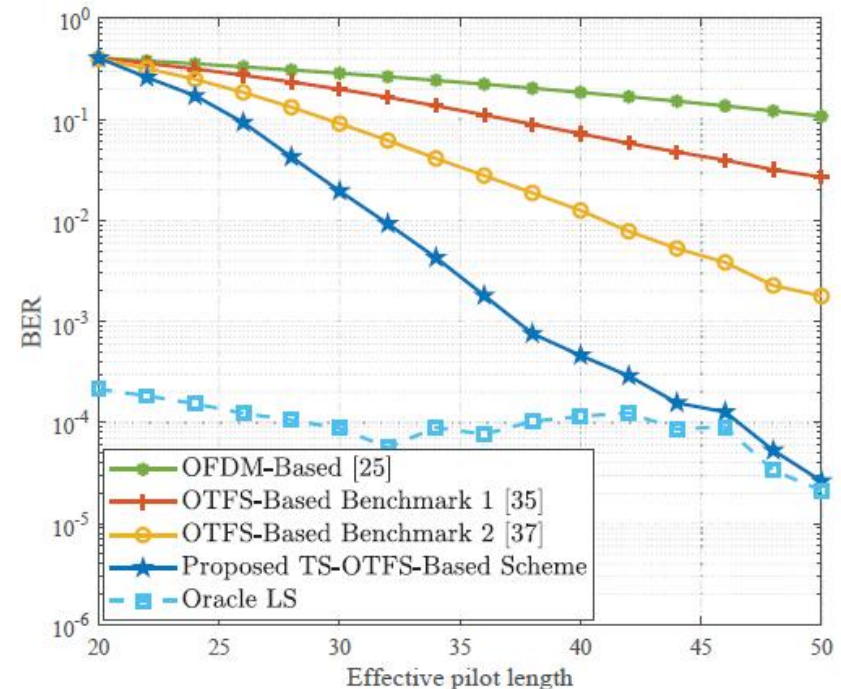
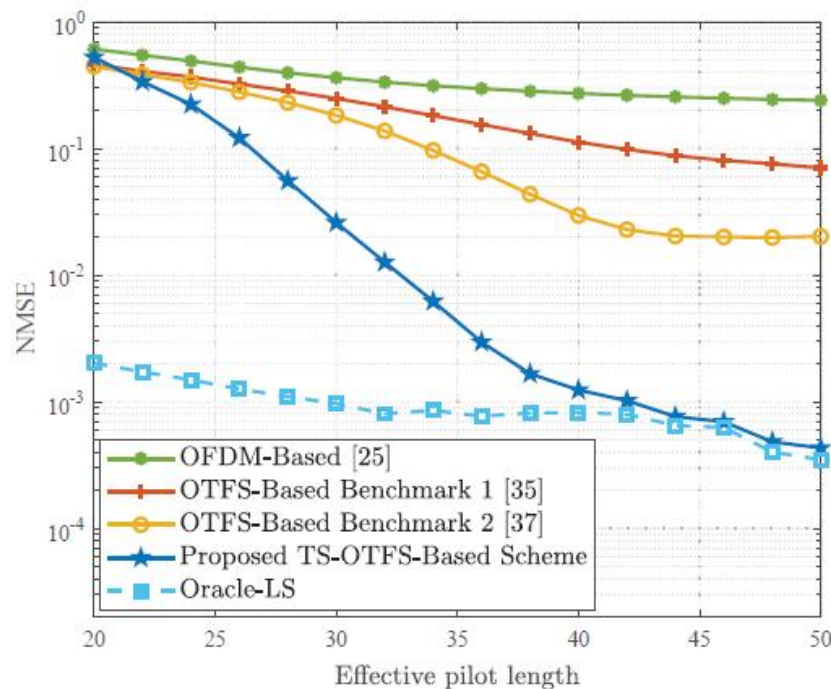
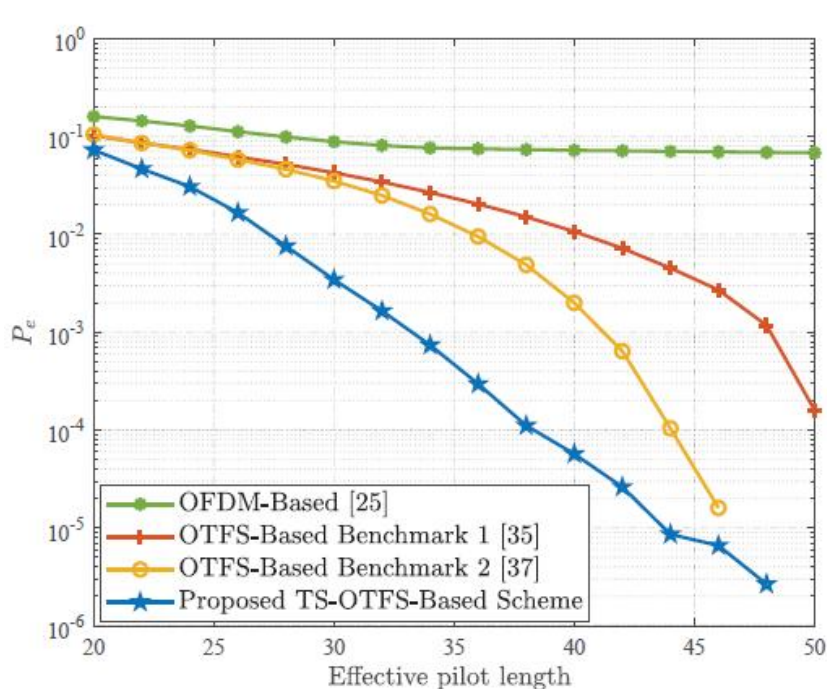


- ✓ 单个卫星覆盖范围内潜在总设备数 $K=100$, 活跃用户数 $K_a=10$
- ✓ 考虑星地链路路损, 并进行链路预算, 接收信号信噪比范围内在15-20dB之间

[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

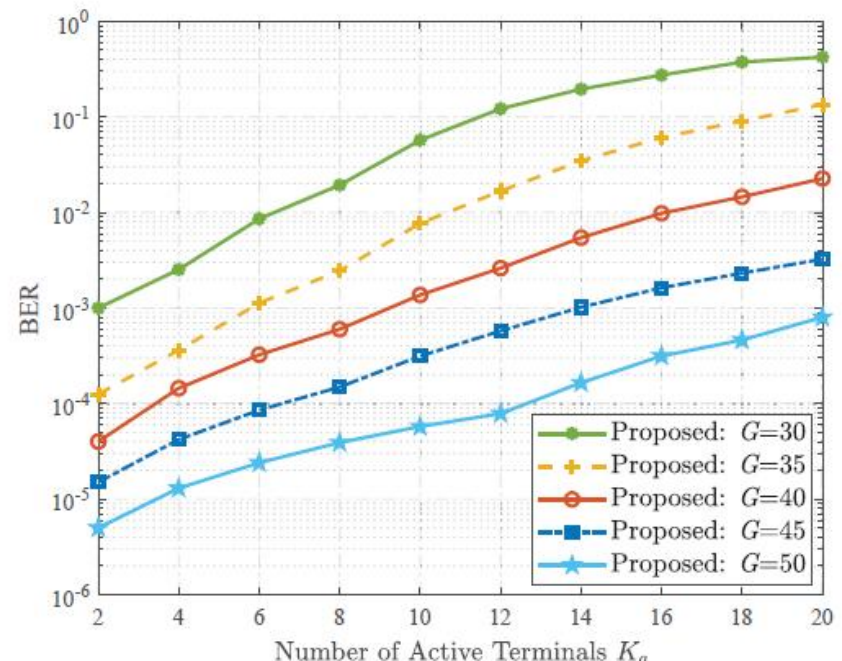
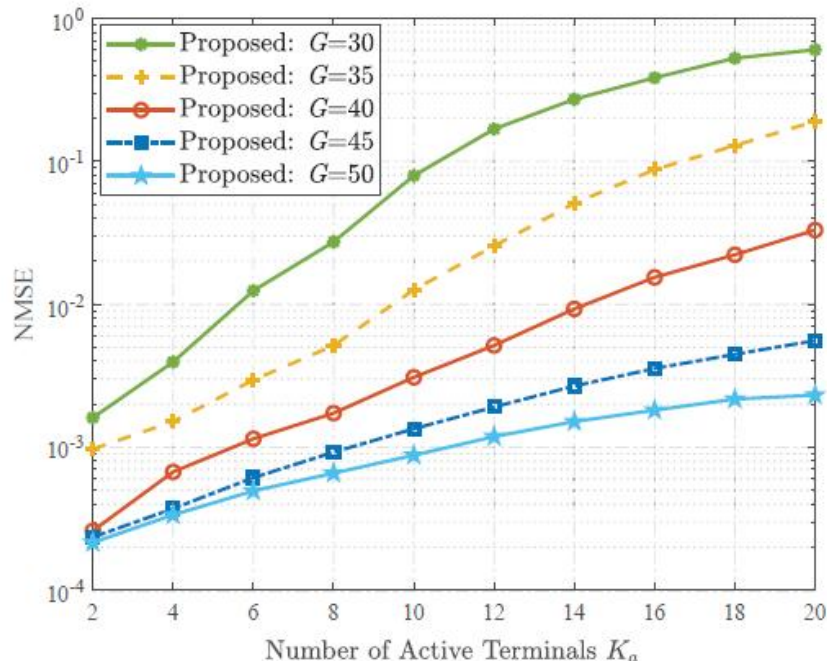
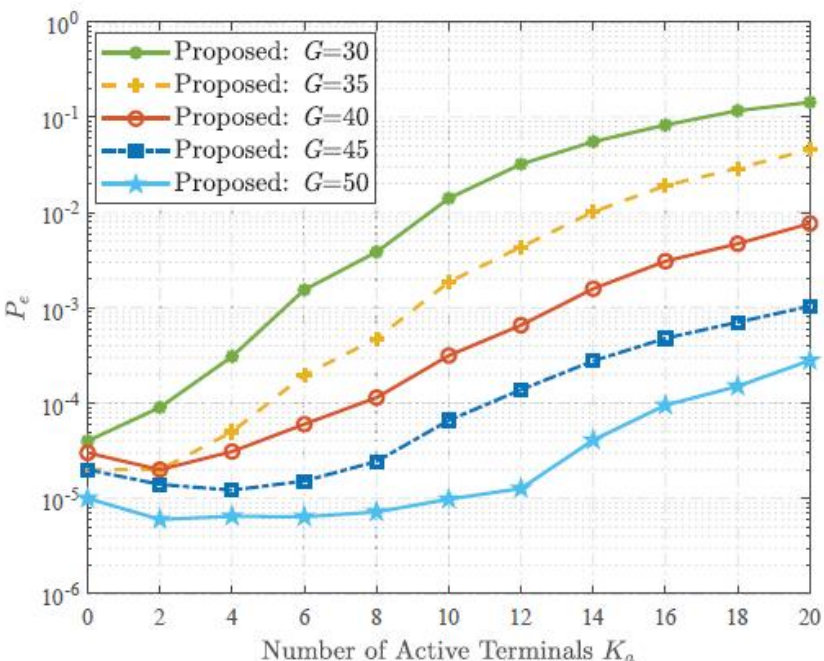
TABLE V: Transmission efficiency comparison between the benchmark and the proposed scheme

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	$2N(L - 1)$							
Interval	512	512	512	512				
Effective	$M_{\tau}N_{\nu} (N_{\nu} = N)$				$G(N + 1)$			
Pilot	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

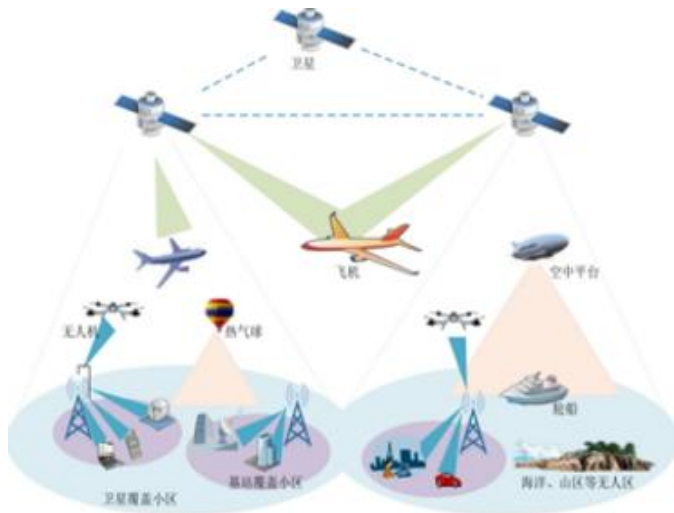
X. Zhou, K. Ying, **Z. Gao*** *et al.*, "Active Terminal Identification, Channel Estimation, and Signal Detection for Grant-Free NOMA-OTFS in LEO Satellite Internet-of-Things," *IEEE Trans Wireless Communications*, 2022

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



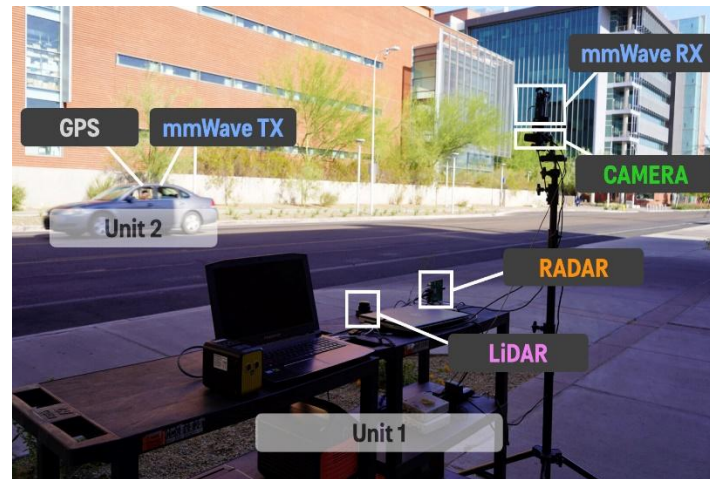
泛在智能接入

- 智能算法与接入网络智能
- 空天地协同控制与海量接入



高速室内覆盖

- 超大规模阵列/RIS近场接入
- 毫米波/太赫兹海量高速接入



通感算一体化

- 云边协同的多模态数据融合
- 异构海量终端的分布式计算

THANKS!

感谢课题组成员柯玛龙、乔力、梅逸堃、应科柯、周星宇、刘仕聪

- [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 IWC 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

