

无蜂窝大规模MIMO中的大规模随机接入



Massive Random Access in Cell-Free Massive MIMO System

胡彦丰/HU Yanfeng¹, 王东明/WANG Dongming¹,
梁楚龙/LIANG Chulong², 尤肖虎/YOU Xiaohu¹

(1. 东南大学, 中国 南京 211102;
2. 中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)
(1. Southeast University, Nanjing 211102, China;
2. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202401006

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240226.0948.004.html>

网络出版日期: 2024-02-26

收稿日期: 2024-01-16

摘要: 研究了以用户为中心的无蜂窝大规模多输入多输出 (MIMO) 架构下的大规模随机接入方案。为实现可扩展架构, 讨论了接入点 (AP) 与用户设备 (UE) 的关联以及 AP 的分簇方法。针对活跃用户检测 (AUD), 一种基于最大似然检测 (ML) 的方案被提出以获取活跃用户。通过调整阈值, 可以得到不同精度的检测结果。利用 AUD 的检测用户集合, 系统利用基于狄利克雷过程的稀疏贝叶斯学习 (DP-SBL) 完成信道估计 (CE)。该算法可以充分利用 AP 的空间聚散特性, 提高系统准确性。基于以上工作, 我们提出了联合 AUD 和 CE 算法。仿真结果验证了所提方案在性能上的优越性。

关键词: 大规模随机接入; 无蜂窝大规模 MIMO; 活跃用户检测; 信道估计

Abstract: A user-centric massive random access scheme under the context of cell-free massive multiple-input multiple-output (MIMO) architecture is investigated. To achieve a scalable architecture, the association between access points (APs) and user equipment (UE) as well as the clustering method for APs is discussed. Regarding active UE detection (AUD), a class of maximum likelihood (ML)-based schemes is proposed to obtain active UE set. By adjusting the threshold, detection results with varying accuracies can be achieved. Leveraging the detected user set from AUD, the system employs sparse Bayesian learning based on Dirichlet process (DP-SBL) for channel estimation (CE), effectively utilizing the spatial clustering characteristics of APs to enhance accuracy. Building on this, a joint AUD and CE algorithm is proposed. Simulation results validate the superiority of the proposed approach in terms of performance.

Keywords: massive random access; cell-free massive MIMO; active UE detection; channel estimation

引用格式: 胡彦丰, 王东明, 梁楚龙, 等. 无蜂窝大规模MIMO中的大规模随机接入 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(1): 26-32. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401006

Citation: HU Y F, WANG D M, LIANG C L, et al. Massive random access in cell-free massive MIMO system [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(1): 26-32. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401006

大规模机器通信 (mMTC) 是 5G 移动通信技术的关键应用场景之一。在网络中支持海量 MTC 设备 (MTCd) 的大规模随机接入情景下, 如何有效地估计信道、检测活跃用户和对应的数据消息逐渐成为热点研究课题。在 mMTC 场景中, 系统可接入的用户设备量极大, 这时由于可用信道资源是有限的, 以往基于正交资源分配的方案将限制设备的接入效率。在这种背景下, 多个用户利用特殊的编码调制方案或特定的签名, 接收机可由对应的算法分离多用户信息。由于这里使用了非正交时频资源, 所以这种方式也可以称为非

正交多址接入 (NOMA) [1-3]。现有的随机接入方案中, 设备需要通过物理随机接入信道 (PRACH) 和基于争用的四路握手过程实现接入。LTE 系统四路握手过程包括: 前导信号传输、随机接入响应、无线电资源控制连接请求、建立无线电资源控制 (RRC) 请求 [4]。该过程又称为资源授权过程, 是影响 mMTC 效率的主要原因 [5]。因此, 基于无授权的大规模接入将会是未来 mMTC 场景的关键技术方案之一。

近年来, 为了消除小区边缘效应, 进一步提高通信系统的传输效率, 文献 [6] 提出了无蜂窝大规模多输入多输出 (MIMO) 系统。E. BJORNSSON 等认为无蜂窝大规模 MIMO 是网络 MIMO 架构下动态协作分簇 (DCC) 的一个特例 [7]。由

基金项目: 国家重点研发计划 (2020YFB1807200)

此可以根据DCC的方案,开发用于联合初始接入、导频分配和协作集群形成的新的以用户为中心的可扩展算法^[8]。基于无蜂窝大规模MIMO架构, M. L. KE等提出了对应的大规模随机接入方案^[9-10]。这些方案均假设用户与所有AP相关联,在超密集设备分布情况下不具备可扩展性,并且假设AP架设高度远高于UE^[11],以引入经典的单环信道模型来形成角度域的稀疏特性^[12]。然而通常情况下,该假设并不完全适用。因此,本文将进一步研究以用户为中心无蜂窝大规模MIMO随机接入方案。

1 系统模型

无蜂窝网络的关键特征是可扩展性,即协作接入点和用户设备(UE)的维度可以扩展到无穷大。在传统的可扩展无蜂窝大规模MIMO中,每个AP通过利用本地信道状态信息(CSI)来处理配对UE的数据。通常AP会选择关联的用户,而每个AP的关联容量有限,这样在超密集部署MTC的场景下,就会存在遗漏用户未被关联的情况。此外,全分布式的无蜂窝大规模MIMO存在前传开销大、协作能力有限等问题。灵活的协同信号处理架构不仅可以实现较好的传输性能,同时也具备可扩展性。在本文中,我们将考虑以用户为中心的可扩展性无蜂窝大规模MIMO架构,即在无蜂窝无线接入网(RAN)架构中,增加边缘分布式单元(EDU)模块,并使之与多个AP连接,从而增强联合处理能力,并在EDU上进行分布式接收/预编码,实现无蜂窝大规模MIMO网络的无限扩展。此外,以用户为中心的分布式单元(UCDU)可实现用户数据的分布式协作合并和分发。如图1所示,新型全频谱无蜂窝无线接入网架构主要包括AP、EDU、UCDU和CPU,其相应特点为^[13]:

- 1) AP完成射频信号的收发、数模/模数转换等功能;
- 2) EDU主要完成基带信号处理中的信道估计、多用户/多数据流检测、多用户/多数据流预编码、校准信号的提取等功能;
- 3) UCDU主要实现将收到的多个EDU发送来的上行数据进行合并,将多个下行数据流分发到相应的EDU,AP之间校准所需的信道估计等功能;
- 4) CPU实现确定EDU和UCDU的数据流对应关系等功能。

在本文中,我们主要考虑上行mMTC场景中的活跃用户检测与信道估计,因此涉及的信号处理模块只包括AP和EDU。用户与AP关联以及EDU与AP的关联方法是本架构信号处理过程的重要实现步骤,相关的内容将在本文后续章节中完成进一步阐述。

2 设备预关联

在接入区域中,系统将提供有限数量的计算节点(即EDU),但与之相对应的有较大数量的AP。因此,通过AP分簇可以让少量的EDU处理较多AP的接收信号。Kmeans++算法被认为是一种行之有效的分簇方法。在给定EDU数量后,系统根据AP的位置,使得各AP簇中心之间距离和达到最大以便完成分簇。

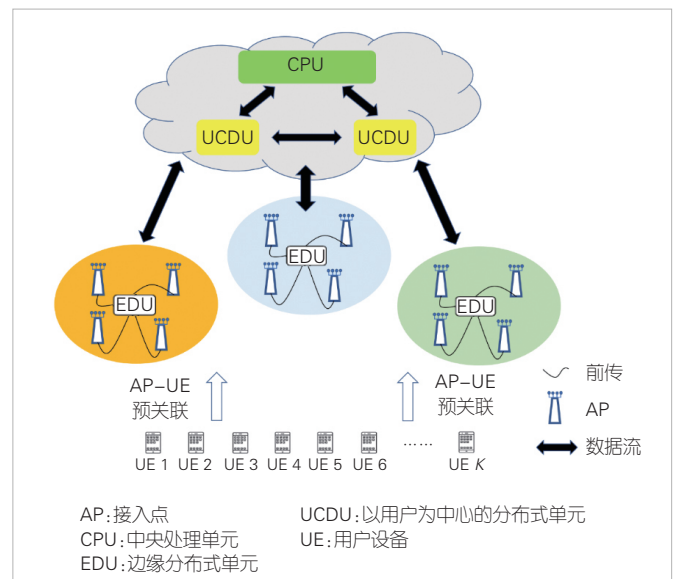
类似于DCC的初始接入过程^[14],系统以UE为中心,让UE选择AP以完成关联。这样UE可以通过更好的信道传输信息。AP根据自身被关联的情况选择是否完成与该UE的关联。最后的关联关系将发送给EDU。

设备预关联阶段发生在设备完成接入之前。通常我们假设UE的位置保持相对不变。此外,考虑到计算资源和存储资源的稀缺性,以及系统应当具备的可扩展性,由AP聚类完成部分联合信号处理的策略是可行的。因此,在UE随机接入之前,各AP应当已经完成分簇,并且UE已完成与AP的关联,以此为基础实现下一阶段处理。本文所探究的重点不在预关联,因此不着重展开介绍这部分内容,并假设设备预关联已经完成。

3 最大似然活跃检测

本文所考虑的信道为瑞利衰落信道,第**b**个AP的接收前导信号矩阵 \mathbf{Y}_b 的每一列都是独立同分布的的向量,其均值和方差分别表示为:

$$E\left\{[\mathbf{Y}_b]_{:,m}\right\} = \mathbf{0}, \quad (1)$$



▲图1 新型无蜂窝接入网架构模型图

$$V\{[Y_b]_{:,m}\} = \sum_k \theta_{k,b} \boldsymbol{\varphi}_k \boldsymbol{\varphi}_k^H + \sigma^2 \mathbf{I}_L, \quad (2)$$

其中 $\theta_{k,b} = \alpha_k \lambda_{k,b}$, 表示用户 k 到第 b 个 AP 的活跃信道大尺度系数。以上结果对任意 $m \in \{1, \dots, M\}$ 都成立, M 为 AP 天线数量。则我们令 $\boldsymbol{\Xi}_b = V\{[Y_b]_{:,m}\}$, 满足 $[Y_b]_{:,m} \sim \mathcal{CN}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Xi}_b)$ 。令 $\boldsymbol{\theta}_b = [\theta_{1,b}, \dots, \theta_{K_b,b}]^T$, 利用信道向量与接收信号向量的高斯特性, 我们将对 $\boldsymbol{\theta}_b$ 进行最大似然估计。首先我们列出 $\boldsymbol{\theta}_b$ 的对数似然损失函数:

$$c(\boldsymbol{\theta}_b) = -\frac{1}{M} \log p(\mathbf{Y}_b | \boldsymbol{\theta}_b) = -\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \log p([Y_b]_{:,m} | \boldsymbol{\theta}_b) = \log |\boldsymbol{\Xi}_b| + \text{tr}(\boldsymbol{\Xi}_b^{-1} \hat{\boldsymbol{\Xi}}_b), \quad (3)$$

其中,

$$\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b = \frac{1}{M} \mathbf{Y}_b \mathbf{Y}_b^H = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [Y_b]_{:,m} [Y_b]_{:,m}^H. \quad (4)$$

该矩阵为接收信号矩阵 \mathbf{Y} 的采样协方差矩阵。当 M 趋向于无穷大的时候, $\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b$ 趋向于 $\boldsymbol{\Xi}_b$ 。根据最大似然估计, 理想情况下活跃用户检测结果应该表示为:

$$\boldsymbol{\theta}_{b,ML} = \underset{\{\theta_{k,b}\}_{\text{for } k \in \{K_n\}}}{\text{arg min}} c(\boldsymbol{\theta}_b). \quad (5)$$

n 为当前 AP 所在的 EDU 索引, $\{K_n\}$ 表示该第 n 个 EDU 覆盖下的 AP 关联 UE 集合, $\boldsymbol{\theta}_b \in \mathbb{R}_+^{K_n \times 1}$ 。于是, 最大似然多用户检测过程被总结为算法 1。

算法 1: 活跃用户检测算法

输入: 第 b 个 AP 的接收信号矩阵 \mathbf{Y}_b , 第 n 个 EDU 簇内关联 UE 的 Preamble 序列 $\boldsymbol{\Psi}_n$, 噪声方差 σ^2 , 精确活跃用户检测阈值 th_a , 粗略活跃用户检测阈值 th_r , 迭代次数 I 。

输出: 精确活跃用户集合 $\{S_a: k | \theta_{k,b} > th_a\}$, 粗略活跃用户集合 $\{S_r: k | \theta_{k,b} > th_r\}$ 。

1: 初始化计算: $(\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^1 = \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{I}_L, (\boldsymbol{\theta}_b)^1 = \mathbf{0}, \hat{\boldsymbol{\Xi}}_b = \frac{1}{M} \mathbf{Y}_b \mathbf{Y}_b^H, i=1$;

2: 当 $i < I$ 时, 执行以下操作;

3: 随机选取索引 $k' \in \{K_n\}$, 对应 $\boldsymbol{\theta}_b$ 的第 k' 个元素;

4: 计算 $t^* =$

$$\max \left[\frac{\boldsymbol{\varphi}_{k'}^H (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \hat{\boldsymbol{\Xi}}_b (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \boldsymbol{\varphi}_{k'} - \boldsymbol{\varphi}_{k'}^H (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \boldsymbol{\varphi}_{k'}}{\left(\boldsymbol{\varphi}_{k'}^H (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \boldsymbol{\varphi}_{k'}\right)^2}, -\theta_{k',b} \right];$$

5: 更新 $(\boldsymbol{\theta}_b)^{i+1} = (\boldsymbol{\theta}_b)^i + t^* \cdot \mathbf{e}_{k'}$;

$$6: \text{更新 } (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^i = (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} - \frac{t^* (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \boldsymbol{\varphi}_{k'} \boldsymbol{\varphi}_{k'}^H (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1}}{1 + t^* \boldsymbol{\varphi}_{k'}^H (\hat{\boldsymbol{\Xi}}_b^{-1})^{i-1} \boldsymbol{\varphi}_{k'}};$$

7: 更新 $i = i + 1$;

8: 结束

4 基于 DP-SBL 的信道估计方法

在本节中, 我们将对信道估计方法进行探究。在未知信道的先验信息的情况下, 我们通过稀疏贝叶斯学习 (SBL) 的方法对信道超参数信息进行估计, 并利用 AP 的空间聚类特性完成对这些超参数的分簇。如图 2 所示, 空间位置相近的 AP 信道向量具有相类似的稀疏模式, 因此 AP1 和 AP2 的超参数可以划分到同一个簇当中。

狄利克雷过程被认为是“概率分布的分布”, 由基础分布 G_0 和正数放缩参数 η 确定, 因此可以被写成 $G = DP(\eta, G_0)$ 。本文采用断棍结构, 将 G 的表达式以狄拉克函数的加权和的方式进行表达。 G 具体表示为:

$$G = \sum_{x=1}^{\infty} \omega_x \delta(\hat{\boldsymbol{\gamma}}^{(x)}), \quad (6)$$

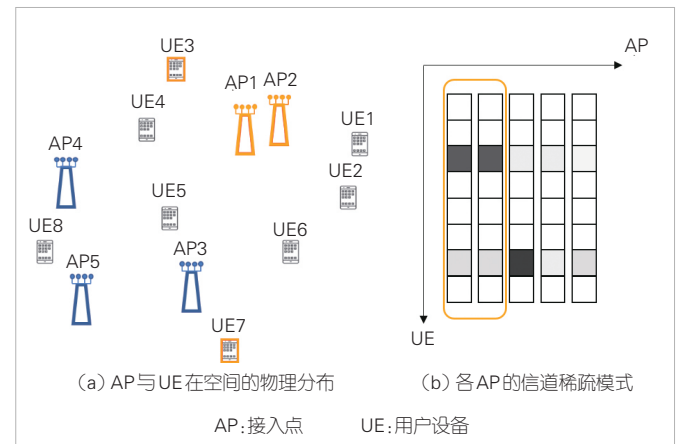
其中,

$$\omega_x = \pi_x \prod_{i=1}^{x-1} (1 - \pi_i), \quad (7)$$

$$p(\pi_x | \eta) = \text{Be}(\pi_x; 1, \eta), \quad (8)$$

$$p(\hat{\boldsymbol{\gamma}}^{(x)}) = G_0. \quad (9)$$

这里的 $\{\hat{\boldsymbol{\gamma}}^{(x)}, x=1:\infty\}$ 是根据分布 G_0 获得的采样向量集合, $\text{Be}(x; a, b)$ 表示 x 服从参数为 a, b 的贝塔分布。由于实际的处理中不可能获取无限的样本, 因此我们将样本数量设



▲图 2 空间距离相近的 AP 具有相似的信道稀疏模式

置为足够大的值 X (X 小于总天线数量)。在此基础上,我们将SBL算法中用户信道方差的倒数的先验分布由伽玛分布替换为狄利克雷过程,即可得到DP-SBL的信道估计算法。

5 EDU的信号处理过程

5.1 单次联合策略

活跃用户检测(AUD)和信道估计(CE)的计算过程都在EDU处完成。在系统完成设备预关联之后,EDU将获取簇内AP所关联UE的标签信息,包括UE索引和对应的前导序列。EDU先对每个AP进行活跃用户检测,分别得到粗略活跃用户集合和精确活跃用户集合。设置合适的阈值,使得各AP精确活跃用户集合合并为AUD结果。将各AP粗略用户集合的并集输入到CE模块,以此获取CE的测量矩阵,完成基于狄利克雷过程(DP)的SBL信道估计,最终输出各活跃用户信道估计结果。整个处理过程被总结为算法2。

算法2:EDU联合信号处理策略

输入:接收信号 $\{Y_b; b \text{ in cluster } n\}$ 。

输出:活跃用户检测集合 $\{S_a\}$ 和估计信道向量 $\{\bar{g}_a\}$ 。

- 1: 利用算法1得到各AP的精确活跃用户 $\{S_{b,a}\}$ 和粗略活跃用户集合 $\{S_{b,r}\}$;
- 2: 将各AP活跃用户集合取并集得到 $\{S_a = \bigcup_b S_{b,a}\}$ 和 $\{S_r = \bigcup_b S_{b,r}\}$ 。输出 $\{S_a\}$ 为活跃用户检测集合,将 $\{S_r\}$ 传递到CE模块;
- 3: 通过 $\{S_r\}$ 和关联用户标签,CE模块获取压缩感知测量矩阵 Ψ_n ;
- 4: 将 Ψ_n 和接收信号 $\{Y_b\}$ 输入到DP-SBL算法中,得到 $\{S_r\}$ 的估计信道向量 $\{\bar{g}_r\}$ 。由于 $\{S_a\} \subseteq \{S_r\}$,我们将精确活跃用户集合的估计信道向量 $\{\bar{g}_a\}$ 输出,从而完成CE。

5.2 基于SIC的联合策略

与4.1所提出的联合策略不同,EDU加入了串行干扰消除(SIC)模块,在每次SIC迭代的过程中减去精确活跃用户集接收信号,从而不断降低信道向量的稀疏度,如图3所示。相比于单次处理,该策略的精确性会有所提高。除此之外,在每次SIC迭代中,灵活调整AUD精确阈值 th_a 和粗略阈值 th_r ,可使得压缩感知计算结果更为精准。通过加入SIC模块,系统的性能将会得到提升。然而,算法的精细化设计将带来较高的计算复杂度。

算法3:EDU基于SIC的联合信号处理策略

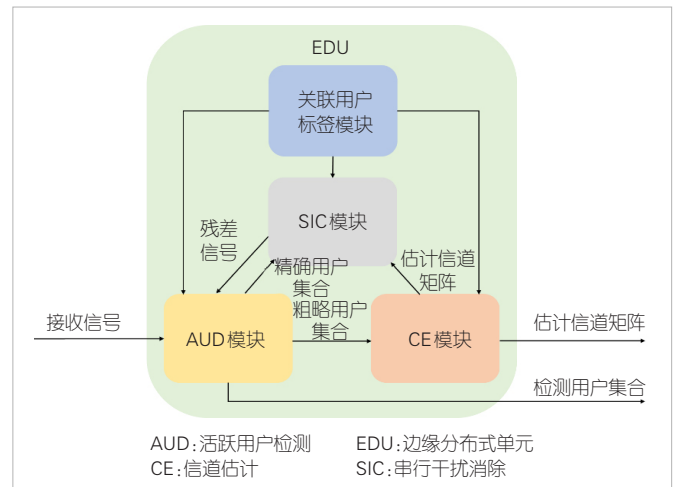
输入:输入接收信号 $\{Y_b\}$,其中 b 在第 n 个聚类内,SIC迭代次数 I_{SIC} ,初始化 $i = 1$ 。

输出:每次SIC迭代AUD模块得到的精确活跃用户集合 $\{S_a\}$ 和每次CE模块得到的精确活跃用户信道向量集合 $\{\bar{g}_a\}$ 。

- 1: 当 $i < I_{SIC}$ 时,执行以下操作;
- 2: 利用算法1得到各AP的精确活跃用户 $\{S_{b,a}\}$ 和粗略活跃用户集合 $\{S_{b,r}\}$;
- 3: 将各AP活跃用户集合取并集得到 $\{S_a = \bigcup_b S_{b,a}\}$ 和 $\{S_r = \bigcup_b S_{b,r}\}$ 。输出 $\{S_a\}$ 为活跃用户检测集合,并将 $\{S_a\}$ 和 $\{S_r\}$ 作为输入分别传递给SIC模块和CE模块;
- 4: 通过 $\{S_r\}$ 和关联用户标签,CE模块获取压缩感知测量矩阵 Ψ_n 。将 Ψ_n 和接收信号 $\{Y_b\}$ 输入到DP-SBL算法中,得到 $\{S_r\}$ 的估计信道向量 $\{\bar{g}_r\}$ 。将精确活跃用户集合的估计信道向量 $\{\bar{g}_a\}$ 输出,并作为输入传递给SIC模块;
- 5: SIC模块计算残差信号 $\{Y_b = Y_b - \Psi_{n,a} \cdot \bar{G}_a\}$, $\Psi_{n,a}$ 表示索引为 $\{S_a\}$ 的前导序列矩阵, \bar{G}_a 表示由 $\{\bar{g}_a\}$ 排列形成的矩阵。SIC模块将残差信号传递给AUD模块;
- 6: 重新设置 $th_a = \alpha \cdot th_a$, $th_r = \beta \cdot th_r$, $i = i+1$, 其中 $\alpha < 1$, $\beta < 1$, 并且均为常数;
- 7: 结束

6 数值仿真

本节我们将设置一些仿真来验证本文所提大规模随机接入方案的优越性。在无蜂窝场景中,UE与AP随机地分布在



▲图3 基于SIC的联合AUD和CE处理模块示意图

接入区域中。为了简化计算处理过程，我们假设存在单天线UE，并且上行发射功率都一致。每个用户的Preamble序列均为服从i.i.d的高斯向量。部分仿真参数可见于表1。

此外，AUD的检测错误率（DER）和CE的归一化平均误差（NMSE）用来衡量算法性能。它们分别被定义为：

$$DER = \frac{\sum_k |\hat{\alpha}_k - \alpha_k|}{K}, \quad (10)$$

$$NMSE = 10 \log_{10} \frac{\sum_k \sum_{b^*} \|\bar{\mathbf{g}}_{b^*,k} - \mathbf{g}_{b^*,k}^*\|_2^2}{\sum_{b^*} \sum_k \|\mathbf{g}_{b^*,k}^*\|_2^2}, \quad (11)$$

其中， $\hat{\alpha}_k$ 表示对第 k 个UE的活跃检测结论。若 $k \in \bigcup \{S_a\}$ ，则表明 $\hat{\alpha}_k = 1$ ，否则 $\hat{\alpha}_k = 0$ 。 k^* 为估计活跃用户集合与真实活跃用户集合的并集UE索引，即：

$$k^* \in \{\bigcup \{S_a\}\} \cup \{\bigcup \{S\}\}, \quad (12)$$

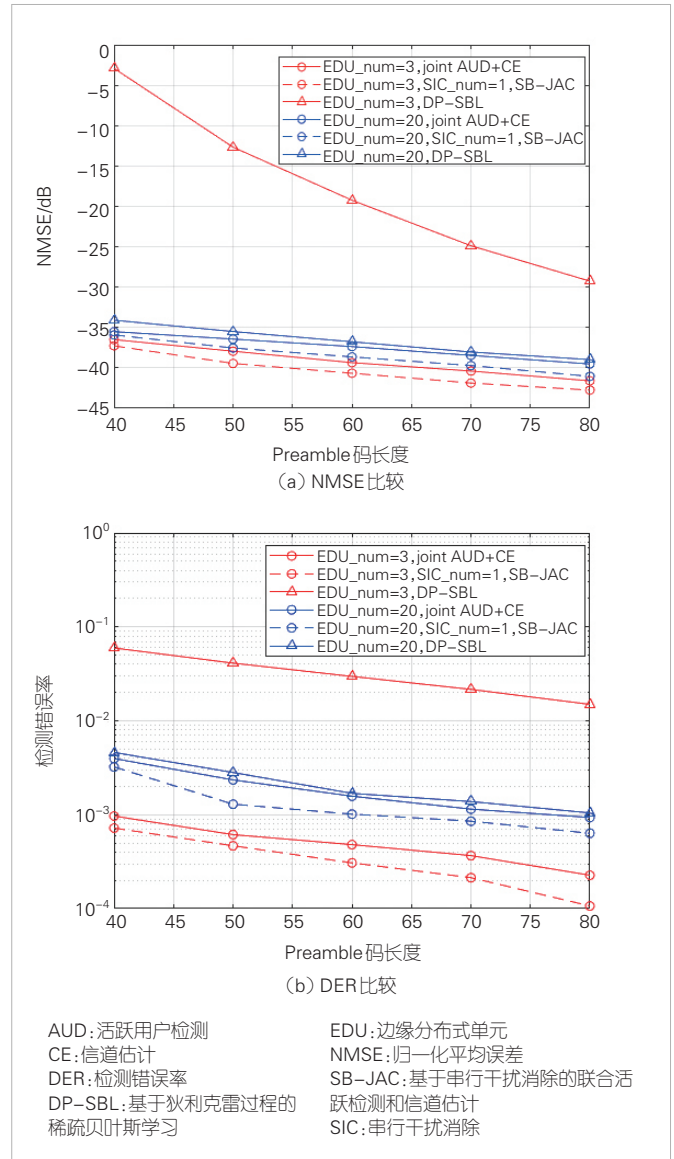
同时， b^* 为当前第 k^* 个UE所关联的AP索引。

图4比较了单次联合策略和基于SIC联合策略的信号处理性能。此外，我们将单独使用阈值DP-SBL完成AUD和CE的方法作为对照。从图中可以看出，在EDU数量较少的情况下，信号处理接近于全集中式处理，无论基于串行干扰消除的联合活跃检测和信道估计（SB-JAC）算法还是单次联合活跃检测和信道估计（JAC）算法的性能都优于EDU数

▼表1 仿真参数

参数	数值
接入区域半径	2.3 km
背景噪声谱密度	-174 dBm/Hz
系统带宽	10 MHz
UE数量	5 000
活跃UE数量	300
每个AP关联UE的数量	330
每个UE关联的AP数量	5
UE发送功率	18 dBm
AUD迭代次数 I_{AUD}	50
CE迭代次数 T	50
SIC迭代次数 I_{SIC}	3
联合策略的精确阈值 th_s	1.6
联合策略的粗略阈值 th_r	0.5
SIC联合策略的初始精确阈值 th_s	150
SIC联合策略的初始粗略阈值 th_r	1.0
大尺度系数 $\rho_{b,k}$ 与距离 $d_{b,k}$ 的关系	$128.1 + 37.6 \log_{10}(d_{b,k})$

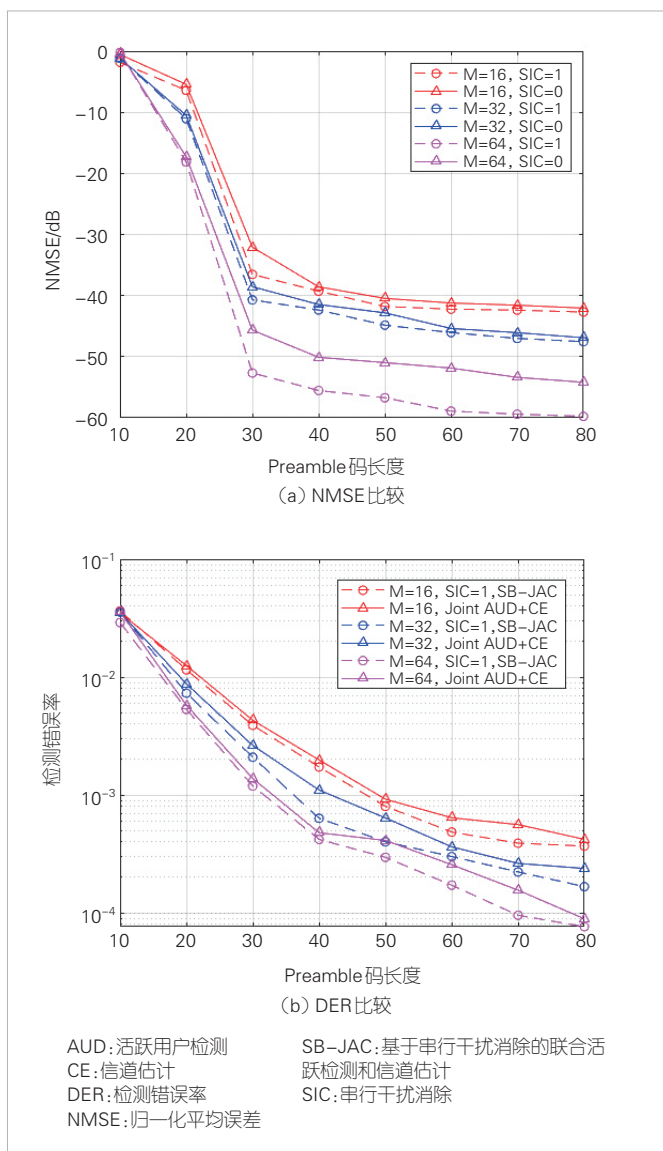
AP:接入点
AUD:活跃用户检测
CE:信道估计
SIC:串行干扰消除
UE:用户设备



▲图4 基于SIC的联合策略、单次联合策略和DP-SBL算法性能比较

量较多的情形。但是由于EDU所关联的用户数量增多，在前导序列长度有限的情况下，EDU_num=3时，单独DP-SBL算法的信号处理性能远不如其他两种算法。而在EDU_num=20时，信号处理近似于全分布式处理，JAC的协作处理能力不足，因此单独DP-SBL算法和JAC算法的性能较为接近。由于在SIC迭代过程中估计信道向量的稀疏度降低了，因此SB-JAC算法的性能要优于JAC算法，但是这同样增加了计算复杂度。

图5展示了天线数量对联合策略性能的影响。EDU数量为7，每个AP的天线数量 M 分别为16、32和64。在天线数量增多的情况下，基于最大似然估计的用户检测准确性得到提升，并且天线聚类的效应得到增强，因此随机接入的



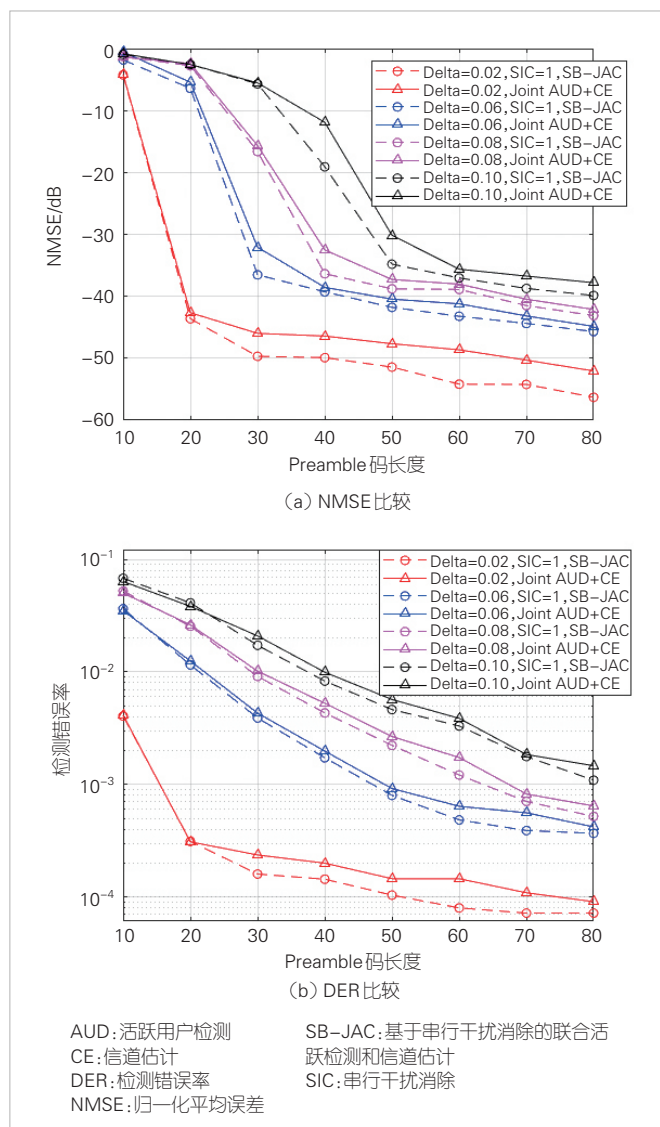
▲图5 基于SIC的联合策略、单次联合策略在AP天线数量变化时性能比较

AUD和CE性能都得到了改善，并且SIC的策略性能要优于单次联合性能。

图6比较了活跃用户密度对性能的影响，其中参数delta表示活跃用户数量占总体用户数量的比值。设置每个AP的天线数量为16，保持总体用户数量不变，我们可以看出活跃用户越稀疏，系统的性能表现就越好。该结论验证了压缩感知在低稀疏度下拥有更好的估计性能。仿真结果表明，SIC的策略性能优于单次联合性能。

7 结束语

基于以用户为中心的新型无蜂窝大规模MIMO架构，本文提出了一种大规模随机接入方案。在此架构下，我们首先



▲图6 基于SIC的联合策略、单次联合策略在用户稀疏度变化时性能比较

探讨了设备预关联方案，包括AP聚类和UE-AP关联。在此基础上，我们研究了基于最大似然检测的多用户活跃性检测算法和基于DP-SBL的信道估计算法，其中AUD算法不依赖信道的先验信息，且不进行矩阵求逆，可以在检测准确性和计算复杂度取得较好的折中。基于DP-SBL的CE算法可以充分利用AP分布的空间特性，适用于本文所研究的大规模分布式天线。结合以上算法，我们提出了联合AUD和CE的大规模随机接入信号处理策略。仿真表明，相比于非联合的DP-SBL算法，联合算法能够降低信道估计NMSE和活跃用户检测DER，特别是EDU数量较少的情况。在此基础上，我们提出了基于SIC的联合AUD和CE算法，仿真显示该算法可以进一步提高AUD和CE的性能，但同时会增加系统的计算复杂度。

在未来无线通信中，MTC将占据通信流量的七成以上。与无蜂窝技术的结合将会成为mMTC的主流研究方向。对于大规模随机接入方案的探究仍需要持续关注。

参考文献

- [1] DAI L L, WANG B C, YUAN Y F, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends [J]. IEEE communications magazine, 2015, 53(9): 74–81. DOI: 10.1109/MCOM.2015.7263349http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.2015.7263349
- [2] TAO Y Z, LIU L, LIU S, et al. A survey: several technologies of non-orthogonal transmission for 5G [J]. China communications, 2015, 12(10): 1–15. DOI: 10.1109/CC.2015.7315054http://dx.doi.org/10.1109/CC.2015.7315054
- [3] WANG Y M, REN B, SUN S H, et al. Analysis of non-orthogonal multiple access for 5G [J]. China communications, 2016, 13(2): 52–66. DOI: 10.1109/CC.2016.7405722http://dx.doi.org/10.1109/CC.2016.7405722
- [4] DAHLMAN E, PARKVALL S, SKOLD J, et al. 3G evolution: HSPA and LTE for mobile broadband [M]. New York: Academic Press, 2008
- [5] CHEN H, ABBAS R, CHENG P, et al. Ultra-reliable low latency cellular networks: use cases, challenges and approaches [J]. IEEE communications magazine, 2018, 56(12): 119–125. DOI: 10.1109/MCOM.2018.1701178http://dx.doi.org/10.1109/MCOM.2018.1701178
- [6] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2017, 16(3): 1834–1850. DOI: 10.1109/TWC.2017.2655515http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2017.2655515
- [7] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Making cell-free massive MIMO competitive with MMSE processing and centralized implementation [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(1): 77–90. DOI: 10.1109/TWC.2019.2941478http://dx.doi.org/10.1109/TWC.2019.2941478
- [8] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Scalable cell-free massive MIMO systems [J]. IEEE transactions on communications, 2020, 68(7): 4247–4261. DOI: 10.1109/TCOMM.2020.2987311http://dx.doi.org/10.1109/TCOMM.2020.2987311
- [9] KE M L, GAO Z, WU Y P, et al. Massive access in cell-free massive MIMO-based Internet of Things: cloud computing and edge computing paradigms [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2021, 39(3): 756–772. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3018807http://dx.doi.org/10.1109/JSAC.2020.3018807
- [10] KE M L, GAO Z, WU Y P, et al. Compressive sensing-based adaptive active user detection and channel estimation: massive access meets massive MIMO [J]. IEEE transactions on signal processing, 2020, 68: 764–779. DOI: 10.1109/TSP.2020.2967175http://dx.doi.org/10.1109/TSP.2020.2967175
- [11] GAO Z, DAI L L, WANG Z C, et al. Spatially common sparsity based adaptive channel estimation and feedback for FDD massive MIMO [J]. IEEE transactions on signal processing, 2015, 63(23): 6169–6183. DOI: 10.1109/TSP.2015.2463260http://dx.doi.org/10.1109/TSP.2015.2463260
- [12] NAM J, ADHIKARY A, AHN J Y, et al. Joint spatial division and

multiplexing: opportunistic beamforming, user grouping and simplified downlink scheduling [J]. IEEE journal of selected topics in signal processing, 2014, 8(5): 876–890. DOI: 10.1109/JSTSP.2014.2313808http://dx.doi.org/10.1109/JSTSP.2014.2313808

- [13] WANG D M, YOU X H, HUANG Y M, et al. Full-spectrum cell-free RAN for 6G systems: system design and experimental results [J]. Science China information sciences, 2023, 66(3): 130305. DOI: 10.1007/s11432-022-3664-xhttp://dx.doi.org/10.1007/s11432-022-3664-x
- [14] BJÖRNSON E, JALDEN N, BENGTSSON M, et al. Optimality properties, distributed strategies, and measurement-based evaluation of coordinated multicell OFDMA transmission [J]. IEEE transactions on signal processing, 2011, 59(12): 6086–6101. DOI: 10.1109/TSP.2011.2165706http://dx.doi.org/10.1109/TSP.2011.2165706

作者简介



胡彦丰，东南大学在读博士研究生；主要研究领域为大规模天线系统的随机接入方案；先后参与基金项目3项；已发表论文3篇，申请专利1项。



王东明，东南大学教授；主要研究领域为未来移动通信系统和无线传输技术研究；先后主持和参与基金项目10余项，获得科研成果奖2项；已发表论文100余篇。



梁楚龙，中兴通讯股份有限公司高级系统工程师；主要研究领域为信道编码理论及其在通信系统中的应用；已发表论文20余篇。



尤肖虎，中国科学院院士、东南大学移动通信国家重点实验室主任；目前主要研究方向为无线与移动通信系统、现代数字信号处理等；作为课题负责人，曾承担10余项国家“863”、科技攻关、国家自然科学基金等项目，在IEEE Transactions系列期刊上发表论文60余篇，出版专著2本。