

# 下一代多址接入技术的挑战与关键进展



## Challenges and Key Progress in Next Generation Multiple Access Technology

陈为/CHEN Wei<sup>1,2</sup>, 艾渤/AI Bo<sup>1,2</sup>

(1. 北京交通大学, 中国 北京 100044;

2. 先进轨道交通自主运行全国重点实验室, 中国 北京 100044)

(1. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. State Key Laboratory of Advanced Rail Autonomous Operation, Beijing 100044, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202401014

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240226.1537.011.html>

网络出版日期: 2024-02-27

收稿日期: 2023-12-20

**摘要:** 下一代多址接入技术将突破以正交性为基础的设计原则, 通过非正交性的设计和更先进的信息处理技术获得更高的谱效和能效。针对海量随机接入与非正交多址接入 (NOMA) 面临的不同挑战, 认为不同的接入方法与接收机设计可大幅提升大规模接入与数据传输的效率。此外, 人工智能、大规模多输入多输出 (MIMO) 和多基站协作等技术的蓬勃发展也为下一代多址技术的发展提供了新的可能。

**关键词:** 海量随机接入; NOMA; 人工智能; 大规模MIMO

**Abstract:** The next generation of multiple access technology will break through the design principles based on orthogonality, and achieve higher spectral and energy efficiency through non-orthogonality design and more advanced information processing technologies. In response to the different challenges faced by massive random access and non-orthogonal multiple access (NOMA), it is believed that different access methods and receiver designs can significantly improve the efficiency of large-scale access and data transmission. In addition, the flourishing development of technologies such as artificial intelligence, massive multiple input multiple output (MIMO), and multi-cell cooperation has also provided new possibilities for the development of next-generation multiple access technology.

**Keywords:** massive random access; NOMA; artificial intelligence; massive MIMO

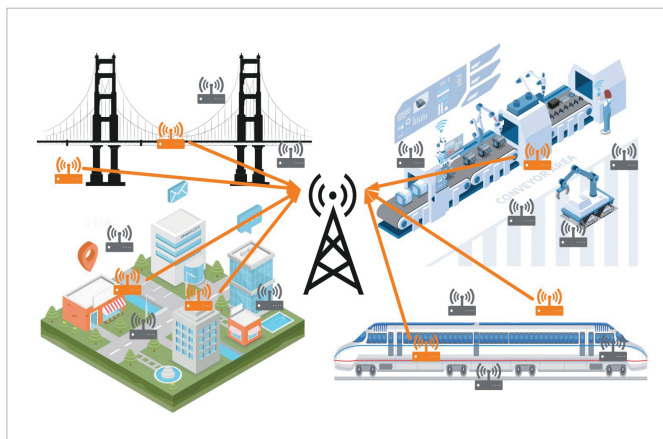
**引用格式:** 陈为, 艾渤. 下一代多址接入技术的挑战与关键进展 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(1): 82-88. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401014

**Citation:** CHEN W, AI B. Challenges and key progress in next generation multiple access technology [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(1): 82-88. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401014

### 1 发展下一代多址技术的背景与意义

为推动社会数字化转型, 物联网、智能城市、智能交通、远程医疗、智能工厂等各种应用蓬勃发展, 全球范围内的连接设备数量显著增长。面向如图1所示的各类新兴应用带来的海量连接, 我们需要为6G设计合适的多址技术, 即下一代多址技术, 这样能够让海量用户在给定的无线资源上高效且灵活地连接网络, 传输数据。传统的正交多址因其低效的资源分配策略和有限的支持用户数而难以满足6G通信系统提出的挑战性要求。因此, 下一代多址技术将突破以正交性为基础的设计原则, 通过非正交性的设计和更

先进的信息处理技术获得更高的谱效和能效。



▲图1 新兴应用下的海量连接示意图

基金项目: 国家自然科学基金 (62122012、62221001); 中兴通讯产学研合作基金 (HC-CN-20221208006)

### 1.1 海量随机接入的挑战

海量机器类型通信 (mMTC) 是 5G 的三大典型应用场景之一, 具有海量设备接入、零星通信、小数据包传输等特点。在此基础上, 6G 进一步提出了超大规模连接, 连接数高达 100 用户/平方米<sup>[1]</sup>, 其关键在于高效建立用户与基站的无线连接, 即海量用户的随机接入。在传统的基于授权的随机接入机制中, 频繁的交互导致信令开销比例过大, 小数据包传输的能效和谱效较低。免授权的随机接入机制无需等待基站调度即可进行信息传输, 尽管减小了信令开销, 却需要复杂的接收机算法实现活跃用户识别<sup>[2]</sup>。因此, 如何设计适应海量连接特性的接入机制以实现万物智联成为一个关键挑战。此外, 为了在有限的频谱资源下支持更多用户接入, 非正交的资源分配被广泛应用。然而资源分配的非正交性导致用户间干扰, 接入的可靠性显著降低。如何在非正交资源分配下实现精确的活跃用户检测及信道估计成为重要挑战。

### 1.2 非正交多址接入的挑战

为了提高数据传输频谱效率和用户接入能力, 非正交多址接入 (NOMA) 允许不同用户复用无线资源, 并通过优化的资源分配策略和先进的接收机设计实现系统整体容量的提升。其中, 具有高谱效、大容量优势的功率域非正交多址接入 (PD-NOMA)<sup>[3]</sup> 的研究较为广泛, 但仍有许多挑战需要应对。首先, 准确的信道状态信息 (CSI) 对于用户配对和连续干扰消除 (SIC) 至关重要。CSI 的估计错误可能导致用户分组、排序和数据解码错误。6G 通信系统中不断增加的连接用户数、更大规模的天线以及更高的用户移动性都将使 CSI 的获取更具挑战性。另外, 由于 NOMA 利用接收机的复杂度来换取高谱效, 如何在保证正确检测多用户信号的同时简化接收机的设计也是一个挑战性难题。

## 2 海量随机接入发展趋势

### 2.1 压缩感知随机接入

由于海量随机接入具备零星活跃的特性, 活跃用户检测及信道估计可以刻画成稀疏线性逆问题。利用经典的压缩感知算法, 如正交匹配追踪算法、迭代软阈值算法和近似消息传递算法等对稀疏信号进行恢复能够实现活跃用户检测与信道估计<sup>[4]</sup>。在此基

础上, 可以利用星座点信息<sup>[5]</sup>、活跃用户时间相关性<sup>[6]</sup>以及信道空间相关性<sup>[6]</sup>等附加信息进一步提高活跃用户检测与信道估计的准确性。然而, 压缩感知理论指出导频长度与活跃用户数成正比, 随着活跃用户数目增加, 用户所需的频谱资源不断增长, 因此如何在有限的频谱资源下支持尽可能多的用户接入是压缩感知随机接入需要解决的重要问题。此外, 已有算法的计算复杂度较高, 如何设计高效且低复杂度的算法以实现活跃用户检测和信道估计也是一个挑战性难题<sup>[4]</sup>。

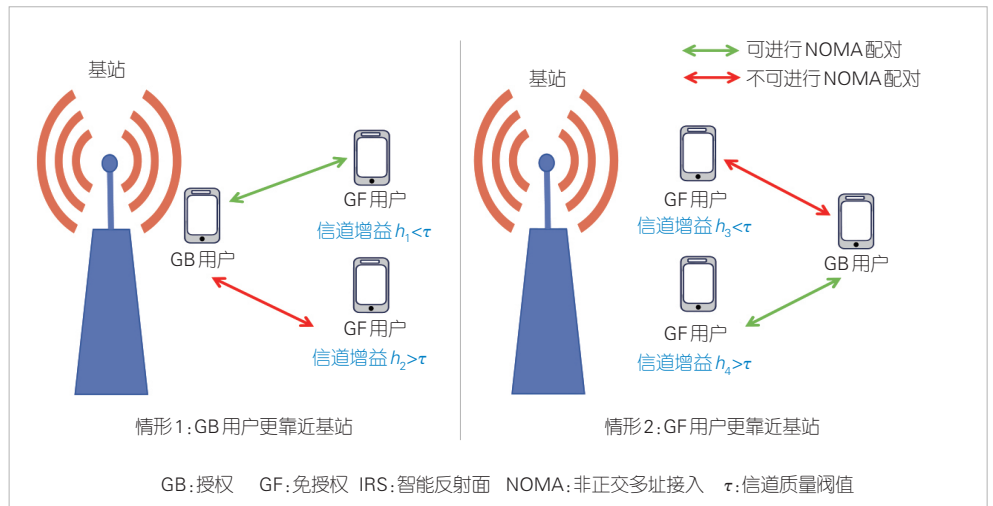
### 2.2 半免授权随机接入

在授权接入方式下, 用户可获得基站分配的专用频谱资源从而建立稳定通信连接, 接入可靠性高。免授权接入方式下, 用户无须等待基站调度即可进行信息传输, 接入时延较低。然而, 授权接入与免授权接入在面对大规模连接时均具有一定局限性。表 1 给出了两种接入方式的对比。

在实际通信场景中, 针对各类用户对接入可靠性和时延的不同需求, 融合授权和免授权接入的半免授权随机接入成为重要的研究方向。其中, NOMA 辅助的半免授权随机接入是研究热点。NOMA 允许免授权用户复用授权用户的频谱资源, 并通过信道质量阈值控制参与资源复用的免授权用户数

▼表 1 授权接入与免授权接入的对比

接入方式	握手协议	优点	缺点
授权接入	4步/2步	连接稳定	信令开销和接入延迟较大
免授权接入	无需上行调度请求	低信令开销与接入时延	易发生频繁的用户碰撞, 接入性能不稳定



▲图 2 IRS 辅助的大规模多输入多输出-非正交多址(MIMO-NOMA)用户配对

目以降低其对授权用户造成的性能损失。根据授权用户与免授权用户空间分布的不同，图2给出了两种智能反射面（IRS）辅助的半免授权接入场景。为保证用户服务质量，复用同一频谱资源的用户需满足不同信道条件<sup>[7]</sup>：授权用户靠近基站而免授权用户是蜂窝边缘用户，为增大授权与免授权用户之间的信道增益差，基站向所有免授权用户广播信道质量阈值，信道增益小于该阈值的免授权用户才能与授权用户进行配对；授权用户是蜂窝边缘用户而免授权用户靠近基站，信道增益大于信道质量阈值的免授权用户与授权用户进行配对。

### 2.3 无源随机接入

随机接入可分为有源和无源两种形式。在有源随机接入中，基站对传输的消息和生成信息的用户身份都感兴趣，用户将身份标识连同有效负载一起传输至基站以进行用户检测和数据恢复。

在mMTC场景下，为海量低活跃度用户分配不同身份标识会造成极大的资源开销。在无源随机接入中，基站只对接收到的信息内容感兴趣，而不关注信息的来源用户。该接入方式可视作一种特殊的免授权接入，每个活跃用户并不分配唯一前导序列而是共享公共码本，基站的任务是在不考虑接入用户身份信息的情况下正确解码所有接收数据<sup>[8]</sup>。公共码本的使用能够节省用户接入时的前导开销，提升系统可容纳的设备总量。随着用户发送的载荷数据长度增长，公共码本下的非相干检测算法复杂度随之增加<sup>[9]</sup>。为了降低接收端计算成本，可将接入用户数据拆成更短的分组进行传输。发送端添加分组顺序信息，解码器对分组数据及其排列顺序进行恢复，最终将同一用户的各个分组进行拼接获得原始信息<sup>[10]</sup>。

### 2.4 AI 赋能

人工智能（AI）可以基于用户的位置信息、接入历史和通信行为等建立用户画像，进而实现对用户接入请求的预测。对于在未来一段时间内发起接入请求概率较高的用户，AI可提前分配适量的通信资源，从而提高资源利用率并降低用户的接入失败率。此外，由于传统的活跃用户检测和信道估计算法可能存在问题建模误差和求解误差，且计算复杂度较高，基于AI的方法可将多用户检测问题视作端到端的映射问题。通过将传统算法展开为神经网络<sup>[11]</sup>，构建具有可训练参数的网络模型，并利用训练数据学习优化参数，AI可实现比传统多用户检测算法更优的检测性能，同时提升算法收敛速度和降低时延。值得注意的是，为了提升网络性能，

通常需要大量数据训练模型。基站中积累的真实用户接入数据可作为数据来源之一。当真实数据较少时，可考虑使用生成对抗网络或其他数据生成模型得到模拟用户接入数据，基于该数据进行模型训练后再利用真实数据对模型进行微调。

由于不同接入场景的信噪比和活跃用户数等不尽相同，多用户检测模型的泛化性是重要的性能评价指标。为减少面向不同场景学习特定网络模型所带来的极大存储和训练开销，灵活地适应时变的通信场景，元学习仅通过使用少量的新训练数据即可快速适应新的应用场景<sup>[12]</sup>。网络的复杂度也同样影响系统性能。相比于低复杂度模型，高复杂度模型可更准确地拟合用户接入数据，但也可能出现过拟合以及存储开销大的问题。采用模型剪枝等技术对完成训练的网络进行压缩可减少冗余参数，从而节省存储空间并简化计算<sup>[13]</sup>。除此之外，神经网络的鲁棒性能能够衡量网络对输入数据中的扰动、噪声及异常情况的抵抗能力，是评价网络的又一重要指标。考虑到多用户检测模型受到不同类型噪声的干扰可能出现性能下降，采用对抗防御方法增强模型鲁棒性可进一步提升多用户检测性能<sup>[14]</sup>。

### 2.5 MIMO 赋能

基站天线通常位于高建筑物上，此时远离基站且周围存在丰富散射点的用户信号仅具有微小角扩展，因此可将用户信号到达角作为区分不同活跃用户的依据，从而有效提升接入用户数<sup>[15]</sup>。大规模多输入多输出（MIMO）的另一特性是存在信道硬化现象，即当基站天线数目很大时，用户与基站之间的随机信道特性趋于稳定，用户信道增益接近其平均信道增益。利用信道硬化现象，多天线基站无须估计用户信道的瞬时状态信息，仅基于用户的统计信道信息即可实现活跃用户检测<sup>[16]</sup>。和传统基于压缩感知的用户检测算法相比，该方法在相同导频长度下可检测更多活跃用户，从而支持更大规模的用户接入。

### 2.6 多基站协作

在传统的非合作多基站系统中，每个基站独立检测来自本小区的用户，小区间干扰被视为有害噪声。然而，由于高频信号的高衰减特性以及用户对通信容量需求的不断增长，密集基站布局逐渐形成，同频小区之间的干扰愈发严重。为不同小区用户分配正交导频在抑制干扰的同时也会带来成倍的资源开销，而使用非正交导频使得用户检测算法性能受限于非正交的强度。

多基站协作技术通过基站之间的信息交互、资源共享和

联合优化,可显著降低小区间干扰或将干扰转化成有用信息。基站协作可通过集中或边缘处理两种方式来实现。在集中方式中,中央单元将接收到的用户信息进行集中处理,与其连接的基站跨多个小区合作以对有源设备进行检测,从而有效避免小区间干扰带来的检测性能下降,同时节省使用正交导频池所带来的额外资源开销<sup>[17]</sup>。在边缘处理方式中无需中央单元,距离邻近的基站通过用户状态信息的交换即可实现准确的活跃用户检测<sup>[18]</sup>。

### 3 NOMA 发展趋势

#### 3.1 高移动性场景

PD-NOMA 作为 NOMA 的一个重要分支,允许用户共享同一频谱资源并在功率域区分用户,能够显著提升系统容量。在 PD-NOMA 中,合理的功率分配是有效实现 SIC 的关键。然而,在高移动性用户的时变信道下使用静态功率分配方案可能导致 SIC 失败,从而使得系统性能急剧下降。

##### 1) NOMA-OTFS

正交时频空(OTFS)调制技术引入了延迟多普勒域信道表示和信号调制方法,能够支持高移动性场景下的可靠通信<sup>[19]</sup>。NOMA-OTFS 根据用户移动性将一个高速移动用户和多个低速移动用户分为一组,通过 OTFS 在延迟多普勒平面和时频面区分不同移动性用户,再通过 NOMA 恢复多个低速移动用户数据,提高频谱资源利用率<sup>[20]</sup>。

##### 2) 用户分组

在 PD-NOMA 中,由于高移动性用户的信道条件不断变化,同一组内用户间的信道增益差距难以保证,从而导致 SIC 失败。我们可通过重组用户来调整用户间信道增益差从而解决该问题。例如,采用解调和重关联机制对用户间的瞬时信道增益差进行监测,当某一用户与其他用户的信道增益差小于给定阈值时,将自动识别分离该用户并将其重新关联到其他用户组中<sup>[21]</sup>。

#### 3.2 异步 NOMA

相较于同步 NOMA,在异步 NOMA 传输中不需要实现严格同步。通过合适的收发机设计,异步传输具有一些有益的特性。例如,异步传输被证明具有更高的多用户接入容量上界、更大的分集增益和更高的传输速率<sup>[22]</sup>。上行异步 NOMA 可通过给不同用户的发送符号专门设置不匹配的时间来实现,下行异步 NOMA 可在发送端实现叠加编码之前,给不同用户的符号添加子符号延迟来实现<sup>[4]</sup>。

#### 3.3 AI 辅助的 NOMA

将 AI 与 NOMA 结合,能利用其在智能化辅助和决策支持等方面的优势,进一步提升 NOMA 通信系统的服务质量。

##### 1) 功率分配

不同的用户功率分配方案会影响用户信号的解调效果。通过 AI 技术可以解决复杂场景下的用户关联、子信道和功率分配难题,提升系统性能<sup>[23]</sup>。例如,子信道和功率分配的设计可分别采用半监督学习和深度神经网络(DNN)。此外,搜索最佳 NOMA 功率分配方案可利用包含多个卷积层和多个隐藏层的 DNN,以实现更高的数据速率和能量效率<sup>[24]</sup>。

##### 2) 用户检测

NOMA 系统可采用深度多任务学习将叠加编码传输视为多个不同但又相互关联的学习任务,建立统一的 NOMA 多任务 DNN 框架用于用户检测,实现端到端的系统性能优化<sup>[25]</sup>。该方案与常规 NOMA 方案相比,计算复杂度更低,且能在加性白高斯噪声信道、瑞利衰落信道等信道模型下实现更高的传输性能。

将 AI 技术与 NOMA 结合同样需要考虑模型的泛化性与鲁棒性等问题,其与 2.4 部分内容相似,此处不再赘述。

#### 3.4 大规模 MIMO-NOMA 与去蜂窝大规模 MIMO-NOMA

##### 3.4.1 大规模 MIMO-NOMA

大规模 MIMO 利用空间资源提高频谱效率,可与 NOMA 结合带来更多的性能增益。

##### 1) 导频污染消除

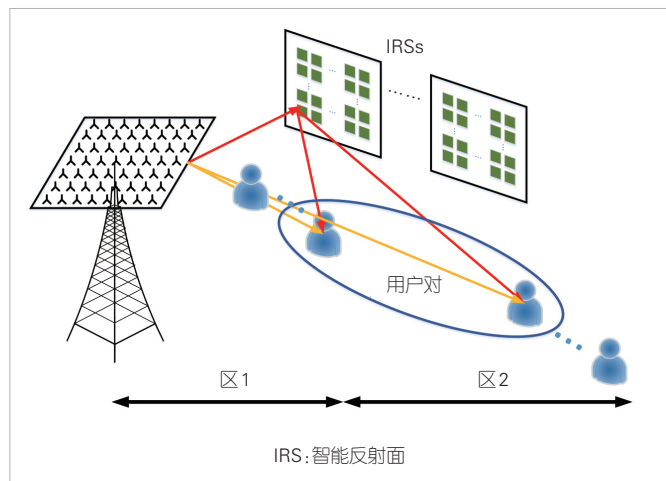
大规模 MIMO 中天线和用户数量庞大,而正交导频序列数量有限,为不同用户和天线分配非正交导频会导致导频污染。通过将每个小区中的用户分成多个组,不同组共用相同的正交导频集,并采用基于组间 SIC 的半盲信道估计方法可减少大规模 MIMO-NOMA 中同一小区内的组间导频污染<sup>[26]</sup>。

##### 2) IRS 辅助的用户配对

当大规模 MIMO-NOMA 中的用户具有不同的信道条件时,对用户进行合理配对是实现高传输速率的关键。如图 3 所示,在智能反射面(IRS)辅助的大规模 MIMO-NOMA 中,可利用用户相对于 IRS 的位置及其信道增益来对用户进行配对,以此设计自适应的用户配对算法,提升系统性能<sup>[27]</sup>。

##### 3.4.2 去蜂窝大规模 MIMO-NOMA

去蜂窝大规模 MIMO 作为改进式的分布式大规模 MIMO,能为用户提供较高的分集增益,进而提升系统吞吐量。



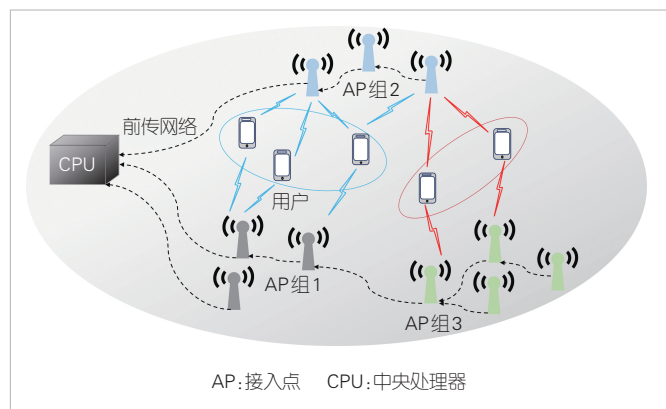
▲图3 IRS辅助的大规模多输入多输出-非正交多址用户配对

### 1) 用户分组

对去蜂窝大规模MIMO-NOMA网络中的用户进行分组，使每组中的用户具有尽可能大的信道增益差，可获取更好的系统性能。然而，去蜂窝大规模MIMO-NOMA系统中的每个用户通过同时接入多个接入点（AP）实现在多个信道上传输数据，如何衡量用户间的信道增益差以实现用户分组也是一大挑战。可根据网络中每个用户与所有AP之间的信道增益计算信道增益质心，利用该质心定义每个用户的杰卡德相似系数。通过用户间的杰卡德相似系数的差值来衡量两个用户信道增益差距，以此对用户进行分组，能提升系统数据传输速率<sup>[28]</sup>。

### 2) 接入点聚类

在去蜂窝大规模MIMO-NOMA中，通过对AP聚类来优化波束形成矢量，能够降低系统信号检测的计算复杂度及处理延迟，实现系统性能的提升。如图4所示的动态聚类去蜂窝上行传输网络，可根据网络覆盖范围内的AP与用户间的



▲图4 动态聚类去蜂窝上行传输网络

CSI进行AP聚类，每组AP作为一个独立的分布式天线系统为网络覆盖范围内的所有用户提供服务。通过共同优化AP聚类和波束成形来最大化总用户传输速率，能获取更佳的系统性能<sup>[29]</sup>。

## 3.5 其他类型的NOMA技术

除上述提到的PD-NOMA以外，还有多种其他类型的NOMA技术，如码域NOMA中的稀疏码多址（SCMA）、多用户共享接入（MUSA）以及多域NOMA中的图样分割多址（PDMA）等。

### 3.5.1 SCMA

SCMA的思想主要包括以下几个方面：1) 将二进制数据比特编码为预先设计的码本中的多维稀疏码字；2) 为不同用户分配不同码本以实现多址；3) 利用码字的稀疏性，接收端可采用消息传递算法（MPA）对用户信号解码<sup>[30]</sup>。与CD-NOMA中的其他技术相比，采用多维星座码本的SCMA能获取更高性能增益，且具有更低误码的率。然而，SCMA也存在一些挑战。首先，由于SCMA将数据比特映射为具有多维星座的稀疏码字进行传输，因此多维星座的设计方案将密切影响系统性能。另外，大部分解码用户信号的MPA复杂度高，计算开销大。在现有方法中，可通过最大化用户星座点间的欧氏距离改进星座设计方案，也可通过改进MPA算法、限制码字搜索空间、结合深度学习等方式优化SCMA中的用户信号解码<sup>[31]</sup>。

### 3.5.2 MUSA

MUSA可看作一种基于扩展序列的码域NOMA方案，能够在低控制开销和功耗下实现高过载率、低延迟的海量用户接入，适用于mMTC等大规模接入场景<sup>[32]</sup>。MUSA的核心思想是非正交传输和免授权接入。多个用户的数据信息经过编码、调制、扩频后，可在同一频谱资源上进行免授权传输，并在接收端使用SIC对信号进行解码。其中，扩频序列的设计直接影响MUSA的过载性能以及接收机的复杂度，是实现MUSA的关键步骤。MUSA的扩频序列被设计为短长度的复扩展序列。序列的实部和虚部设计相对自由以确保扩展码的长度不会过长，从而有效降低系统功耗和延迟并增强用户过载能力。同时，特殊设计的扩频序列之间具有低相关性，可有效减小接收端复杂度。MUSA还可利用多用户与基站间的远近效应带来的接收信号信噪比差异来增强SIC。因此，MUSA不需要精确的闭环功率控制，进一步降低了系统的控制开销。

然而,系统过载比过高时,基于压缩感知的多用户检测算法由于感知矩阵列相关性增加而出现性能下降。因此,为MUSA开发实际可行的、可扩展的多用户检测方案是一个具有挑战性的开放问题<sup>[33]</sup>。

### 3.5.3 PDMA

基于发射机和接收机联合设计的PDMA是一种极具潜力的NOMA技术<sup>[34]</sup>。PDMA编码图样定义了用户数据到物理资源的映射关系,是该接入方式的核心内容。PDMA将系统图样表示为0/1矩阵形式,每行对应系统的可用资源单元,每列对应系统的活跃用户。矩阵元素为“1”时表示对应用户数据映射到相应资源。不同用户对系统可用资源的不同占用方式形成用户特有的编码图样。在发送端,多个用户的待传输符号通过各自的编码图样被映射到同一物理资源(时域、频域和空间域等资源)上进行叠加传输,接收端采用非线性检测算法进行信号解码。PDMA系统允许不同用户的编码图样存在部分重叠,但仍然可以通过未碰撞的分量实现用户区分。因此,在不增加物理资源的前提下,通过将用户对物理资源的占用方式作为资源共享的新维度,PDMA系统可减少因用户碰撞导致的接入失败。

矩阵每一列中“1”的个数可视作用户信号的分集阶数。更大的分集阶数可以实现更可靠的数据传输,但也会使接收端信号处理复杂度增加。在计算资源有限时,可使用稀疏的PDMA图样,即每位用户的信号只占用少部分的可用资源,从而在保证系统可靠性的同时降低接收算法复杂度<sup>[34]</sup>。PDMA的另一优势在于接收机可通过数字信号处理器实现并行干扰消除。相比于易受到误差传播影响的SIC算法,采用并行干扰消除算法(如MPA)能够进一步提高稀疏模式编码的PDMA解码正确率<sup>[35]</sup>。

## 4 结束语

面向6G万物智联的新兴业务和更高需求,下一代多址技术是实现海量用户随机接入和高谱效/能效数据传输的关键。压缩感知、半免授权接入及无源接入等新型接入方法和NOMA为大规模随机接入和数据传输提供了新的研究思路。人工智能等新技术有望与下一代多址技术深度融合,提升随机接入与数据传输的效率,降低传输时延,简化接收机设计,在未来6G各类应用场景中发挥重要作用。

### 参考文献

[1] WANG C X, YOU X H, GAO X Q, et al. On the road to 6G: visions, requirements, key technologies, and testbeds [J]. IEEE

communications surveys & tutorials, 2023, 25(2): 905–974. DOI: 10.1109/COMST.2023.3249835

[2] BAI Y N, CHEN W, AI B, et al. Prior information aided deep learning method for grant-free NOMA in mMTC [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2022, 40(1): 112–126. DOI: 10.1109/JSAC.2021.3126071

[3] CHAUHAN A, GHOSH S, JAISWAL A. RIS partition-assisted non-orthogonal multiple access (NOMA) and quadrature-NOMA with imperfect SIC [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2023, 22(7): 4371–4386. DOI: 10.1109/TWC.2022.3224645

[4] CHEN W, LIU Y W, JAFARKHANI H, et al. Signal processing and learning for next generation multiple access in 6G [EB/OL]. (2023–09–01)[2024–01–22]. <http://export.arxiv.org/abs/2309.00559v2>

[5] WANG Q P, LIU L, ZHANG S W, et al. Exploiting temporal side information in massive IoT connectivity [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2023, 22(2): 1432–1447. DOI: 10.1109/twc.2022.3204768

[6] DJELOUAT H, LEINONEN M, RIBEIRO L, et al. Joint user identification and channel estimation via exploiting spatial channel covariance in mMTC [J]. IEEE wireless communications letters, 2021, 10(4): 887–891. DOI: 10.1109/lwc.2021.3049167

[7] DING Z G, SCHÖBER R, POOR H V. A new QoS-guarantee strategy for NOMA assisted semi-grant-free transmission [J]. IEEE transactions on communications, 2021, 69(11): 7489–7503. DOI: 10.1109/tcomm.2021.3100598

[8] AHMADI M J, DUMAN T M. Random spreading for unsourced MAC with power diversity [J]. IEEE communications letters, 2021, 25(12): 3995–3999. DOI: 10.1109/lcomm.2021.3119424

[9] KE M L, GAO Z, ZHOU M Y, et al. Next-generation URLLC with massive devices: a unified semi-blind detection framework for sourced and unsourced random access [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(7): 2223–2244. DOI: 10.1109/JSAC.2023.3280981

[10] AMALLADINNE V K, CHAMBERLAND J F, NARAYANAN K R. A coded compressed sensing scheme for unsourced multiple access [J]. IEEE transactions on information theory, 2020, 66(10): 6509–6533. DOI: 10.1109/tit.2020.3012948

[11] LI Y, CHEN Z L, WANG Y Q, et al. Heterogeneous transformer: a scale adaptable neural network architecture for device activity detection [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2023, 22(5): 3432–3446. DOI: 10.1109/TWC.2022.3218579

[12] HUO H, XU J, SU G, et al. Intelligent MIMO detection using meta learning [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10): 2205–2209. DOI: 10.1109/LWC.2022.3197158

[13] RUI L, YANG S, CHEN S, et al. Smart network maintenance in an edge cloud computing environment: an adaptive model compression algorithm based on model pruning and model clustering [J]. IEEE transactions on network and service management, 2022, 19(4): 4165–417. DOI: 10.1109/TNSM.2022.3202796

[14] LIU A, LIU X, YU H, et al. Training robust deep neural networks via adversarial noise propagation [J]. IEEE transactions on image processing, 2021, 30: 5769–5781

[15] CHEN W, XIAO H, SUN L, et al. Joint activity detection and channel estimation in massive MIMO systems with angular domain enhancement [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2022, 21(5): 2999–3011. DOI: 10.1109/TWC.2021.3117358

[16] CHEN Z, SOHRABI F, LIU Y F, et al. Phase transition analysis for covariance-based massive random access with massive MIMO [J]. IEEE transactions on information theory, 2021, 68(3): 1696–1715

[17] CHEN Z L, SOHRABI F, YU W. Sparse activity detection in multi-cell massive MIMO exploiting channel large-scale fading [J].

- IEEE transactions on signal processing, 2021, 69: 3768–3781. DOI: 10.1109/TSP.2021.3090679
- [18] SHAO X D, CHEN X M, NG D W K, et al. Cooperative activity detection: sourced and unsourced massive random access paradigms [J]. IEEE transactions on signal processing, 2020, 68: 6578–6593. DOI: 10.1109/TSP.2020.3039342
- [19] 刘梦晓, 周昆, 张文逸. 用于超高移动性信道的正交时频空调制 [J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(4): 9–13. DOI: 10.12142/ZTETJ.202104003
- [20] DING Z G, SCHOBER R, FAN P Z, et al. OTFS-NOMA: an efficient approach for exploiting heterogenous user mobility profiles [J]. IEEE transactions on communications, 2019, 67(11): 7950–7965. DOI: 10.1109/tcomm.2019.2932934
- [21] NAEEM M K, ABOZARIBA R, ASADUZZAMAN M, et al. Mobility support for MIMO-NOMA user clustering in next-generation wireless networks [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2023, 22(10): 6011–6026. DOI: 10.1109/TMC.2022.3186430
- [22] GANJI M, ZOU X, JAFARKHANI H. Asynchronous transmission for multiple access channels: rate-region analysis and system design for uplink NOMA [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(7): 4364–4378. DOI: 10.1109/twc.2021.3058405
- [23] ZHANG H J, ZHANG H S, LONG K P, et al. Deep learning based radio resource management in NOMA networks: user association, subchannel and power allocation [J]. IEEE transactions on network science and engineering, 2020, 7(4): 2406–2415. DOI: 10.1109/tnse.2020.3004333
- [24] HUANG H, YANG Y, DING Z, et al. Deep learning-based sum data rate and energy efficiency optimization for MIMO-NOMA systems [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(8): 5373–5388
- [25] YE N, LI X M, YU H X, et al. DeepNOMA: a unified framework for NOMA using deep multi-task learning [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(4): 2208–2225. DOI: 10.1109/twc.2019.2963185
- [26] HU C, WANG H, SONG R F. Group successive interference cancellation assisted semi-blind channel estimation in multi-cell massive MIMO-NOMA systems [J]. IEEE communications letters, 2021, 25(9): 3085–3089. DOI: 10.1109/lcomm.2021.3095119
- [27] PERDANA R H Y, NGUYEN T V, AN B. Adaptive user pairing in multi-IRS-aided massive MIMO-NOMA networks: spectral efficiency maximization and deep learning design [J]. IEEE transactions on communications, 2023, 71(7): 4377–4390. DOI: 10.1109/tcomm.2023.3277533
- [28] REZAEI F, HEIDARPOUR A R, TELLAMBURA C, et al. Underlaid spectrum sharing for cell-free massive MIMO-NOMA [J]. IEEE communications letters, 2020, 24(4): 907–911. DOI: 10.1109/lcomm.2020.2966195
- [29] AL-ERYANI Y, AKROUT M, HOSSAIN E. Multiple access in cell-free networks: outage performance, dynamic clustering, and deep reinforcement learning-based design [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2021, 39(4): 1028–1042. DOI: 10.1109/jsac.2020.3018825
- [30] NIKOPOUR H, BALIGH H. Sparse code multiple access [C]// Proceedings of IEEE 24th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). IEEE, 2013: 332–336. DOI: 10.1109/pimrc.2013.6666156
- [31] REBHI M, HASSAN K, RAOOF K, et al. Sparse code multiple access: potentials and challenges [J]. IEEE open journal of the communications society, 2021, 2: 1205–1238. DOI: 10.1109/ojcoms.2021.3081166
- [32] YUAN Z F, YU G H, LI W M, et al. Multi-user shared access for Internet of Things [C]// Proceedings of IEEE 83rd Vehicular Technology Conference (VTC Spring). IEEE, 2016: 1–5. DOI: 10.1109/vtcspring.2016.7504361
- [33] THUSHAN S, ALI S, MAHMOOD N H, et al. Deep learning-based blind multiple user detection for grant-free SCMA and MUSA systems [J]. IEEE transactions on machine learning in communications and networking, 2023, 1: 61–77. DOI: 10.1109/tmlcn.2023.3283350
- [34] DAI X M, ZHANG Z Y, BAI B M, et al. Pattern division multiple access: a new multiple access technology for 5G [J]. IEEE wireless communications, 2018, 25(2): 54–60. DOI: 10.1109/mwc.2018.1700084
- [35] SHEN S, CHEN Y W, ZHOU Q, et al. Demonstration of pattern division multiple access with message passing algorithm for multi-channel mmWave uplinks via RoF mobile fronthaul [J]. Journal of lightwave technology, 2020, 38(21): 5908–5915. DOI: 10.1109/JLT.2020.3005905

## 作者简介



陈为, 北京交通大学教授; 长期从事无线通信、信号处理、人工智能技术研究, 并围绕高维信息感知和处理、海量机器类通信、语义通信、智慧交通开展研究工作; 作为负责人承担国家优秀青年科学基金等多项省部级及以上项目; 获2022年度信息通信领域十大科技进展、首届詹天佑铁道科学技术奖秦驰道专项奖(青年奖)等荣誉。



艾渤, 北京交通大学教授、电子信息工程学院院长, 国家6G技术研发总体专家组专家, 国家自然科学基金委创新群体带头人, 国家杰出青年科学基金、优秀青年科学基金、牛顿高级学者基金、中国科协“求是杰出青年奖”获得者, 中共中央组织部“万人计划”领军人才, 北京市优秀教师, IEEE Fellow, IEEE VTS杰出讲师; 入选斯坦福2020—2022年全球前2%顶尖科学家终身影响力榜, 获省部级科技奖励9项。