

智能增强的免授权多址接入技术



AI-Enhanced Grant-Free Multiple Access Technologies

于含笑/YU Hanxiao, 费泽松/FEI Zesong

(北京理工大学通信技术研究所, 中国 北京 100081)
(Research Institute of Communication Technology, Beijing Institute of
Technology, Beijing 100081, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202401007

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240227.1008.002.html>

网络出版日期: 2024-02-27

收稿日期: 2024-01-16

摘要: 免授权多址接入技术是未来海量物联 (IoT) 场景的关键使能技术。在免授权接入系统中, 由于用户和基站间缺少授权信息, 易产生用户难识别以及用户间强干扰等问题, 一方面可将免授权多址技术与非正交多址接入技术结合来缓解随机接入造成的用户干扰问题, 另一方面也可以进一步利用人工智能技术强大的数据特征提取能力, 对收发机算法进行优化, 以有效降低用户碰撞概率, 实现海量物联场景下的大规模通信。分析了当前未来移动通信网络中多址接入技术的需求、发展历程及研究现状。指出未来需要针对全场景进行接入技术拓展和智能技术弹性演进研究, 以助力智能内生多址技术发展。

关键词: 免授权接入; 海量物联; 非正交多址接入; 人工智能

Abstract: The grant-free multiple access technology is regarded as a key enabling technology for future massive Internet of Things (IoT) scenario. In the grant-free access system, the lack of scheduling information between the user and the base station brings the problems such as difficulty to identify the active user set and strong interference between users. Hence, the combination of the grant-free multiple access technology and the non-orthogonal multiple access technology can enhance the user interference elimination capability, and furthermore, the powerful data feature extraction capability of artificial intelligence technology can be utilized to optimize the transceiver algorithms of the authorization-free multiple access system, which can effectively reduce the collision probability of the user and enhance the capability of user identification and collision data recovery. The demand, the development, and the state of art of the multiple access technology in the future wireless communication network are summarized. It is pointed out that in the future, it is necessary to expand access technology for all scenarios and conduct research on the elastic evolution of intelligent technology, in order to support the development of intelligent endogenous multiple access technology.

Keywords: grant-free access; massive IoT; non-orthogonal multiple access; artificial intelligence

引用格式: 于含笑, 费泽松. 智能增强的免授权多址接入技术 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(1): 33-40. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401007

Citation: YU H X, FEI Z S. AI-enhanced grant-free multiple access technologies [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(1): 33-40. DOI: 10.12142/ZTETJ.202401007

移动通信技术经历了1G时代到5G时代的演进, 从传统人-人、人-机通信, 逐渐拓展到人-机-物三元间通信。在6G构建及部署初期, 工业自动化、智能电网等垂直物联网应用需要无处不在的无线通信基础设施, 为未来的智能和互联的社会提供全面集成的支持平台。但是, 大多数机器类通信设备具有低计算、小存储以及低功率预算特征, 为了给海量物联网设备提供有效服务, 亟需对未来通信网络系统多址接入技术进行重构, 以满足未来大规模设备接入需求^[1]。

多址接入技术是一种通过对时、频、空、码等无线资源进行划分, 构造用户特有传输通道以实现多用户通信的关键使能技术, 也是移动通信系统持续演进的重要推动力。每一

代通信系统都有自己独特的多址接入技术, 第1代移动通信技术主要采用频分多址接入 (FDMA) 技术, 通过用户的数据在不同的频带上传输而避免用户间信号干扰。第2代移动通信系统采用时分多址接入 (TDMA) 技术, 利用不同时间来区分用户。第3代移动通信系统则采用码分多址接入 (CDMA) 技术, 利用不同的正交码字对用户进行区分, 从而在接收端对不同用户进行识别。第4代移动通信系统采用正交频分复用 (OFDM) 技术, 在频分复用的基础上进一步压缩频带, 提高频谱利用率。到了第5代移动通信系统, 为满足物联网场景下大规模连接、低时延、高吞吐量的需求, 学术界开始关注于非正交多址与免授权接入技术。

1 免授权多址接入技术发展及研究现状

基于授权的接入协议要求每一个激活用户都需要获得基站的许可或者授权来接入网络。与之相对，免授权接入技术在用户接入过程中简化了中心授权环节，其核心为：令用户以“到达即转发”的模式随机传输数据，从而达到不发送或发送少量授权信息的目的。由于简化了繁琐的握手协议，显而易见地，免授权接入可以大大节省连接及发送信号所需要的授权开销。同时，由于用户无须等待基站发送许可，因此可以缩短用户的等待时间，降低用户的待机时间，节省用户能耗开销。相较于基于授权的接入技术，免授权接入技术可以有效应对未来大规模物联通信场景的以下需求：

1) 海量接入终端需求：预计到2025年，物联网终端总数将超过400亿，并于2030年突破1000亿。面向5G/6G的海量连接场景，终端数密度将达到千万以上/平方公里。为了应对如此高密度的接入设备，满足终端并发接入需求并简化接入流程成为使能物联通信的关键。

2) 短数据包传输需求：与人-人通信场景下的数据传输特征相比，无线传感终端将呈现小数据包传输以及低数据传输速率特征。物联终端的传输数据包通常在几十上百字节，尤其是抄表、传感、监测信息通常尺寸较小，约为10~20 B。在上述小数据包传输场景中，授权流程中的控制信令所占比重尤为显著，因此对于低开销的接入技术需求更加迫切。

3) 低能耗终端通信需求：为了满足“万物互联”的最终愿景，物联终端势必呈现小型化、广部署的特征，若采用有线供能或者长期频繁为其更换电池，会对系统部署造成极大的负担。因此，需提供低能耗、低成本的通信服务，以满足长生命周期的需求。

尽管免授权技术具有支撑海量设备低时延、低信令开销接入的潜在优势，但是也引入了新的问题：

1) 由于免授权造成基站端缺少终端的先验信息，因此相对于授权场景，需要对激活用户进行检测，此时给用户信道估计也带来了新挑战。

2) 终端数据具有偶发特性，随机的数据传输模式易造成用户数据碰撞，且该碰撞难以避免，若无法应对多用户碰撞问题将导致接入效率下降。

为应对上述问题，将免授权和非正交多址接入(NOMA)技术融合，利用NOMA中多用户叠加传输的特征结合免授权的优势，可以实现对叠加传输用户数据的分离，提升针对用户叠加传输情况的容忍度，为消除用户间干扰提供有效技术途径。多类NOMA技术均针对免授权传输方式进

行了增强设计。例如，多用户共享接入技术(MUSA)具有码本构造简单以及利于部署的特点，可直接推广至免授权系统^[2]。华为设计了免授权稀疏码分多址接入(SCMA)技术，将时间-频率资源划分为竞争传输单元(CTU)，用户基于竞争选择竞争传输单元进行数据传输，若碰撞则接收反馈重发^[3]。

上述研究工作提供了初步的免授权NOMA技术的实现思路。然而，由于免授权接入中基站先验信息缺失，系统中接收机面临极大的用户识别负担与数据复杂处理问题，对于随机接入用户的用户集合检测能力和发送数据恢复能力仍显不足。因此，对于免授权下发终端的用户特征码本以及接收端的用户识别、信道估计、用户数据检测算法进行针对性设计与优化显得尤为重要。

随着人工智能技术的不断发展，在处理复杂且动态变化的问题上，机器学习(ML)算法在5G领域的相关研究中得到了广泛的应用。基于能够利用多个工程领域的数据和计算资源的优势，当通信领域知识获取的传统方法中存在建模或算法构建困难时，机器学习可以加快设计周期，降低实施的复杂性和成本，并提高已知算法的性能。机器学习技术的引入可以集成传统的基于模型的工程技术和现有的领域知识，实现两种方法的互补以及协同。截至目前，将机器学习方法应用于免授权接入机制的优化也初显成效，部分学者应用深度学习优化了免授权接入系统的发送码本和接收机。

在文献[4]中，作者提出了一种基于深度学习的非正交随机接入方法，利用相同前导码的多个节点在相同的时频资源上同时发送数据，并基于无监督深度学习进行功率控制。文献[5]提出了一种基于深度学习的端到端随机接入框架，使用神经网络实现对冲突前导码的检测和解析，以提高随机接入成功的概率，同时减少整个随机接入过程的延迟。文献[6]面向mMTC上行链路框架中的免授权SCMA系统，提出了单基站下基于组的神经网络激活用户检测方案。在文献[7]中，作者在免授权NOMA系统中提出了基于深度学习的用户激活检测和信道估计方案，该方案采用长短期记忆(LSTM)网络计算出基站接收到的NOMA信号与激活设备和信道索引间的映射关系，从而增强激活用户集合与信道检测性能。在文献[8]中，作者解决了免授权传输中的信道估计和用户激活问题，在深度网络结构中引入稀疏贝叶斯学习算法，增强检测结果的准确性。文献[9]研究了mMTC场景下的基于Q学习的随机接入方法，通过引入设备聚类 and NOMA，在基站上进行自适应帧大小调整，以获得最佳的接入策略。文献[10]提出了基于深度强化学习的多用户分布式频谱访问算法，该算法在一个中心单元中完成深度Q网络(DQN)训

练，然后每个用户应用训练好的DQN，通过观察自身局部状态选择合适的频谱访问动作。基于上述研究工作基础，本论文将对基于深度学习的免授权NOMA系统开展进一步分析与研究，提出智能增强的免授权接入收发机设计方案，提升激活用户集合检测及数据检测准确度。

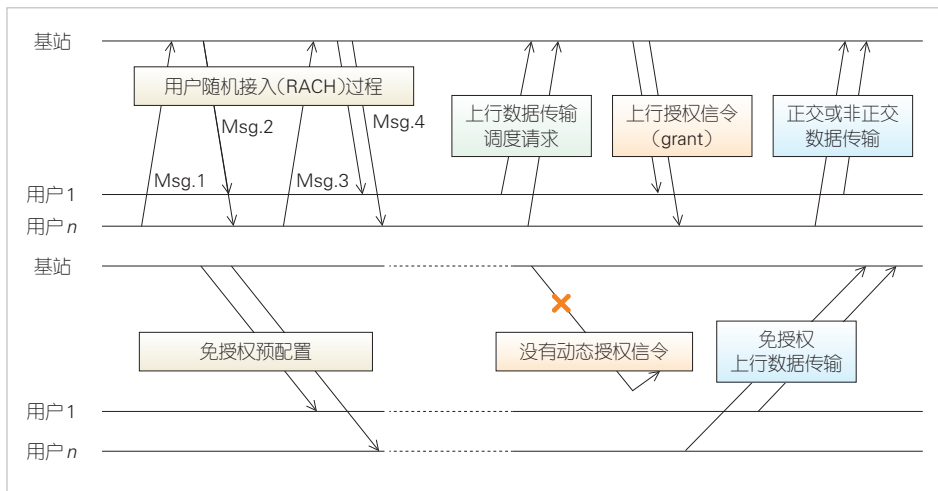
2 免授权多址接入技术系统模型及应用

基于授权的接入协议需要4步握手过程，但是当其运用于大规模终端接入授权通信时，信令开销会变得难以承受，从而对系统造成极大的负担。免授权接入技术的引入可以对该流程进行简化。图1展示了基于授权接入与免授权接入的流程对比。

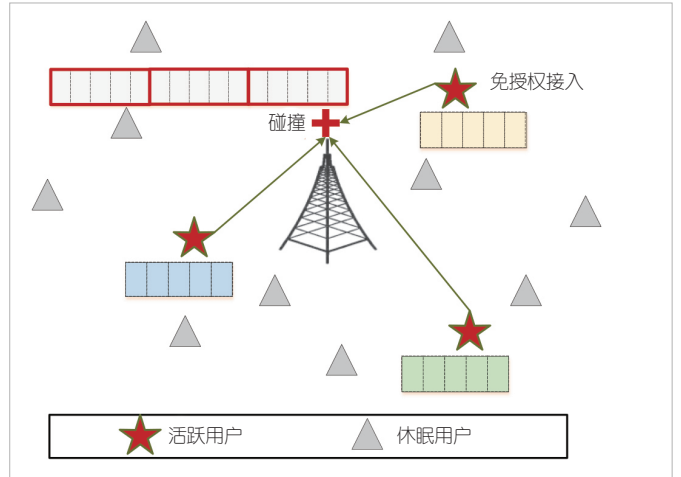
图2为一个典型的上行免授权接入系统，基站位于小区中心，周围用户离散随机分布在小区内，用户数为 N 。用户根据业务需求确认其活跃状态，当数据到达缓冲器时，用户激活并向基站发送传输块，在没有上传数据需求时，用户处于休眠态。在基站与用户以及用户之间保持同步传输的基础上，用户的激活模式可以建模为在给定时间间隔 Δt 内，以 p_n 的概率激活触发数据发送行为。

在给定激活概率后，仍需要定义用户在某一传输时刻的激活行为：以 a_n 表示用户 n 在该时刻的激活状态， $a_n = 1$ 表示用户 n 在该时刻处于发送数据状态；反之， $a_n = 0$ 表示用户 n 在该时刻处于休眠模式。对于激活态的用户，首先生成调制符号 $q_n \in \mathcal{X}_n$ ，其中 \mathcal{X}_n 为用户 n 的星座图；对于休眠态的用户，可假设其传输信号为零。将激活用户的表示向量为：

$$\boldsymbol{\gamma} = [a_1, \dots, a_n, \dots, a_N], \quad (1)$$



▲图1 授权接入与免授权接入流程对比图



▲图2 上行系统用户随机激活小区示意图

用户 n 的传输符号可以统一表示为：

$$x_n = a_n q_n = \begin{cases} q_n, & a_n = 1 \\ 0, & a_n = 0. \end{cases} \quad (2)$$

假设用户 n 具有特有的扩展序列 $\mathbf{s}_n = [s_1, s_2, \dots, s_H]^T \in \mathbb{C}^{H \times 1}$ ，序列长度为 H 。用户 n 对其待传输符号 x_n 进行扩展，则扩展后的序列为 $\mathbf{z}_n = \mathbf{s}_n x_n$ 。方便起见，将 N 个用户的发送符号和发送信号分别用向量 \mathbf{x} 和矩阵 \mathbf{Z} 表示如下：

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N]^T, \quad (3)$$

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1^T, \mathbf{z}_2^T, \dots, \mathbf{z}_n^T, \dots, \mathbf{z}_N^T]^T. \quad (4)$$

3 智能辅助的免授权多址接入技术

采用人工智能对免授权多址技术进行优化的方案可大体分为3类：一类是对发送机和接收机联合设计，也就是采用自编码器优化多用户码本和多用户接收机；一类是对接收机进行设计，包括采用深度学习或卷积神经网络搭建接收机，完成激活用户检测或用户数据检测；第3类为采用强化学习技术优化用户随机发送策略。

3.1 智能多用户码本与接收机设计

在免授权非正交接入系统中，可以考虑由基站预先为用户配置没有冲突的扩展序列。 N 个用户对

的扩展序列集合可表示为：

$$\mathcal{S} = \{s_n\}_{1 \leq n \leq N} \quad (5)$$

在接收到用户的叠加干扰信号后，基站需要根据扩展序列的先验信息，对多用户的信号进行译码。此时，上行传输中用户 n 的信号处理过程可视为从调制符号 x_n 到待传输信号 z_n 的映射过程，其映射方程表示为：

$$z_n = f_n(x_n; s_n) \quad (6)$$

由于用户间的传输信号互相干扰，因此多用户的扩展序列应联合优化设计。基站的接收信号可以用以下公式表示：

$$y = \sum_{n=1}^N \text{diag}(\mathbf{h}_n) z_n + \mathbf{n} \quad (7)$$

其中， $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_M]^T$ 。 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2 I)$ 是方差为 σ^2 的加性高斯白噪声。 $\mathbf{h}_n = [h_{n,1}, \dots, h_{n,M}]^T$ 为用户 n 的信道系数。 $\text{diag}(\mathbf{h}_n)$ 表示为将向量 \mathbf{h}_n 元素扩展为对数矩阵的对角元素的操作。所有用户的信道信息矩阵表示为 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_N]^T$ 。在接收机端，接收到激活用户的叠加信号 \mathbf{y} 后，接收机将针对多用户信号进行联合译码。接收机的信号处理过程也可以用映射函数表示，其方程为：

$$\hat{\mathbf{x}} = g(\mathbf{y}; \mathcal{S}, \mathbf{H}) \quad (8)$$

其中， $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_N]^T$ 为用户符号的估计结果。对系统中用户 n 的通信性能评估标准可设置为估计结果与发送符号的均方误差，也就是：

$$\mathcal{L}_{\text{MSE},n}(\hat{x}_n, x_n) = \mathbb{E}[|\hat{x}_n - x_n|^2] \quad (9)$$

非正交传输系统的优化目标可设置为最小化所有 N 个潜在用户的均方误差和，表示为

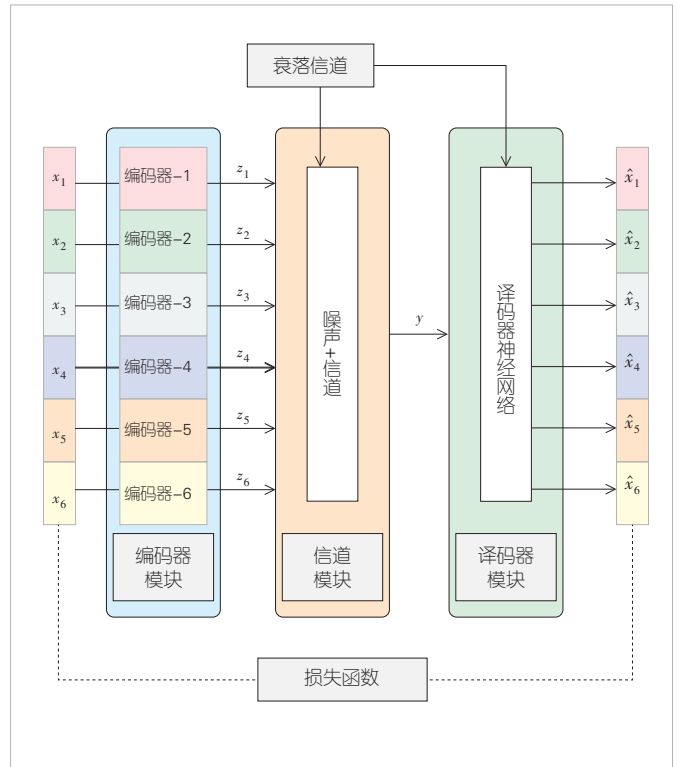
$$\mathcal{L}_{\text{MSE}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \mathcal{L}_{\text{MSE},n}(\hat{x}_n, x_n) \quad (10)$$

以公式 (10) 作为代价函数优化神经网络，可以得到免授权 NOMA 的扩展序列优化问题：

$$P1: \{S^*, g^*\} = \min_{S = \{s_n\}_{1 \leq n \leq N}, g} \mathcal{L}_{\text{MSE}} \quad (11)$$

为了优化上述系统的码本集合，即 $\mathcal{S} = \{s_n\}_{1 \leq n \leq N}$ ，可以利用自编码器的结构，设计基于自编码器的免授权 NOMA 优化网络，其结构如图 3 所示，具体由 3 部分构成：

1) 编码器：编码器部分由 N 个独立的小模块组成，每个模块模拟了单个用户的信号产生及发送过程。每个模块为一个小规模神经网络。第 n ($n \in \{1, 2, \dots, N\}$) 个模块输入为用户 n 的调制符号 x_n ，并实现将 x_n 扩频为待发送信号 z_n 的功



▲图3 基于自编码器的多址接入优化

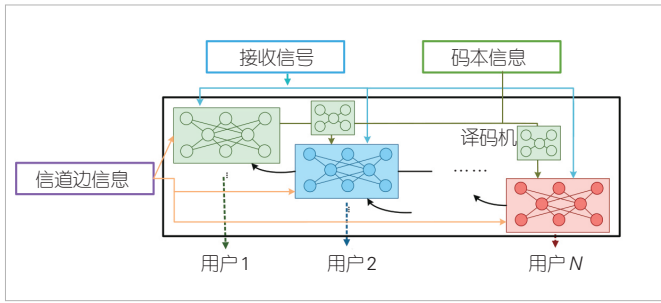
能。神经网络参数充当了扩展序列，实现对符号扩展。图 3 中， N 个模块独立地实现对 N 个用户的符号扩展处理。

2) 信道层：在信道层中，编码器产生的信号受到信道衰落 \mathbf{h} 和加性高斯白噪声 \mathbf{n} 的影响。

3) 译码器：译码器部分模拟基站中的译码过程，探索叠加传输信号的内部特征，从而恢复用户信号。译码器结构将直接影响扩展序列的最终优化性能。

编码器和译码器在神经网络训练过程中联合训练，可同时优化免授权 NOMA 中的多用户扩展序列及多用户接收算法。在前向传播阶段，数据流依次通过编码器、信道层和译码器后，输出受到信道和噪声污染的发送信号的估计信号。接着，设置代价函数衡量估计信号的准确性，在反向传播过程中，神经网络的参数以最小化代价函数的目标通过梯度下降法更新。

受串行干扰消除接收机的启发，我们提出了仿串行干扰消除的多用户神经网络接收机结构。如图 4 所示，在接收机结构设计过程引入串行干扰消除思想，利用用户信道边信息，相对于全连接网络接收机，在可控复杂度条件下能有效提升接收机译码性能。所提接收机由 N 个相同结构的模块构成，第 n 个模块输入为接收信号和用户信道信息，输出为用户 n 的译码结果。每个模块与其他模块依次连接，形成串联



▲图4 仿串行干扰消除的多用户深度学习接收机示意图

关系，引入上一模块的估计结果，串行地译码多用户信号，模块间的信号处理过程将互相影响，得到更准确的多用户信号检测结果。本文提出的多用户神经网络接收机，相对于全连接网络接收机，在可控复杂度条件下能有效提升接收机译码性能。

此外，本文在优化中可以进一步考虑用户公平性，例如对于激活概率具有明显差异的用户进行性能加权评估，加速神经网络训练过程，使其趋向于更快地优化高激活概率用户的扩展序列。此时，可以在设计代价函数时引入公平项代价，对多用户的均方误差均衡度进行评估，定义如下：

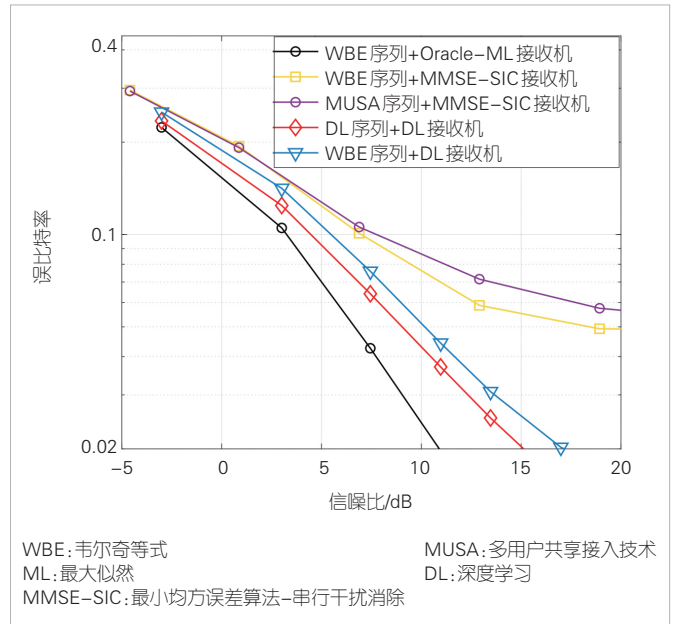
$$\mathcal{L}_{\text{fair}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \lambda_n |\mathcal{L}_{\text{MSE},n} - \mathcal{L}_{\text{MSE}}|, \quad (12)$$

其中， λ_n 为用户 n 的权重。基于此，总体系统的代价函数设置为公平项代价与均分误差代价的加权和，即

$$\mathcal{L}^{\text{All}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}) = \beta_{\text{MSE}} \mathcal{L}_{\text{MSE}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}) + \beta_{\text{fair}} \mathcal{L}_{\text{fair}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{x}), \quad (13)$$

其中， β_{MSE} 和 β_{fair} 为对应的权重系数。用公式 (13) 代替公式 (10) 作为神经网络代价函数，可以均衡用户公平性与系统总体译码性能。

为了满足实际系统需求，本文所提方案对于代价函数进行优化，并在编码器和译码器的设计中嵌入原有通信模型，可以加速神经网络训练，提升译码结果准确性。图5仿真对比了本文所提的智能优化的非正交多址收发机与传统非正交多址收发机的性能。仿真中对比了所提深度学习序列与传统MUSA序列和WBE (Welch - Bound Equality) 序列的误码率性能，并对比了接收机与传统MMSE - SIC接收机和最大似然 (ML) 接收机的性能。仿真图中，性能最优的黑色线为假设免授权系统中激活用户集合在接收机侧已知情况下的接收机性能。从图5中可以观察得到，在应用传统WBE序列场景时，应用所提深度学习接收机性能优于传统接收机，此外，应用联合的智能收发机可获得最明显的误比特率增益。



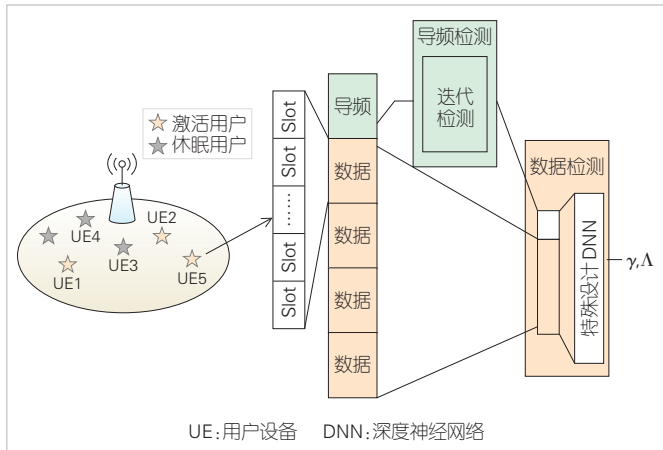
▲图5 智能免授权码本接收机与传统收发算法性能对比

3.2 激活用户集合的智能检测接收

上一节提出的收发机仅解决了用户数据收发问题，但免授权接入系统中基站还需要检测激活用户集合以及激活用户信道状态。本节将设计智能接收机解决非正交免授权接入系统中的联合激活用户集合检测和用户信道估计问题。不同的数据发送模式将影响求解激活用户检测与信道估计问题的难度。纯数据模式传输模型中，用户仅仅发送数据信号，基站根据叠加的用户数据信号进行激活用户检测、信道估计以及数据信号译码。此种方案将数据传输的额外信令开销降到了极限，然而却对接收端提出了更高的要求。在更普遍的免授权传输方案中，为均衡用户开销和传输复杂度，用户发送非正交导频作为信道估计与用户识别的标志，但非正交导频间的用户干扰也为接收机的检测带来新挑战。

面对较短的导频序列带来的检测准确度不足的问题，考虑到数据信号中也包含用户激活信息，因此挖掘数据信号内在特征辅助激活用户集合检测，可获得显著的检测准确度增益。图6展示了一种免授权接入系统下的接收端智能检测接收机设计方法，在发送端随机激活用户首先发送特有导频信号作为自身标志，接着利用特有码本作为数据扩展序列并无间断发送多个数据信号。接收端通过搭建智能接收机对导频信号和数据信号进行联合估计，输出激活用户集合检测结果。

本节仍针对免授权非正交多址接入系统，用户为单天线，基站为多天线或单天线。用户随机激活，接着向基站发



▲图6 数据辅助导频的联合激活用户检测与信道估计

送导频信号和数据信号。其中，导频信号为用户特有的，且和用户自身ID对应；数据信号为用户对发送符号进行扩展生成的。用户每次数据发送中，发送的传输块包括导频信号 y_p 和 M 个数据信号 $y_{[m]}$, $m = 1, \dots, M$ 。接收端接收到导频信号及数据信号。接着，检测活跃用户集合和激活用户信道状态。定义 \mathcal{S} 用户特有导频序列集合， $\mathbf{x}_{[n]}$ 为用户 n 的发送数据信号， $\hat{\gamma}$ 和 $\hat{\Lambda}$ 分别表示检测的激活用户集合及信道估计结果。将接收到的数据信号和导频信号联合表示为 \mathbf{Y} ，数据信号辅助的联合激活用户检测及信道估计问题可以表示为：

$$\{\hat{\gamma}, \hat{\Lambda}\} = \underset{\gamma, \Lambda}{\operatorname{argmax}} \sum_{[\mathbf{x}_{[n]}]_{n=1}^N} P(\mathbf{Y} | \gamma, \Lambda, \mathcal{S}, [\mathbf{x}_{[n]}]_{n=1}^N) \quad (14)$$

在上行免授权非正交多址接入系统中，为了解决公式 (14) 提出的联合用户活跃检测和信道估计问题，本文设计用户激活检测与信道估计网络 (UAD-CE-NN)。UAD-CE-NN 网络部署于基站，在基站接收到一个传输块后进行用户活跃检测和信道估计，由导频检测神经网络与数据检测神经网络两个模块构成。这两个模块分别对用户发送的导频信号与数据信号进行挖掘，充分提取不同信号中的信息。UAD-CE-NN 对接收信号的处理过程可以由以下映射函数表示：

$$\hat{\Lambda} = f(\mathbf{Y}; \mathcal{S}) \quad (15)$$

由于激活用户检测与其信道估计结果具有强相关性，当用户处于非激活状态时，信道估计结果为 0。因此，在解决联合激活用户与信道检测问题时，可以仅以信道估计结果为输出，接着通过 sgn 转换函数实现从信道估计结果到用户激活检测结果的转换。该操作表示为：

$$a_n = [\eta(\hat{\Lambda}; \lambda)]_n = \operatorname{sgn}(\|\hat{\Lambda}_n\|_2^2 - \lambda) \quad (16)$$

其中， λ 为可调的辅助参数用于平衡虚警和误检概率。相对

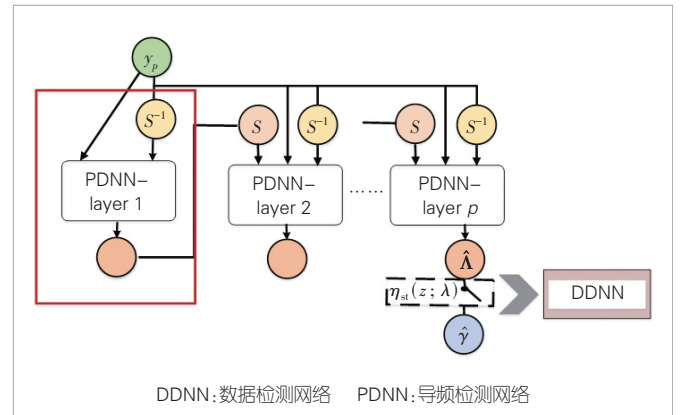
于传统压缩感知算法，智能检测接收机可以显著提升信道估计和激活用户集合检测准确度。此外，相对于仅仅检测导频的深度神经网络算法，智能检测接收机也可获得较好的检测性能。

如图 7 所示的导频检测网络 (PDNN)，输入信号为基站接收到的导频信号，输出初步活跃用户集与信道估计结果。PDNN 的设计引入了仿压缩感知算法的迭代结构，即通过设计 p 个并行的相似神经网络单元，依次对上一单元输出结果进行增强检测。每个 PDNN 内的神经网络单元为一个 PDNN-layer，其输入为接收信号或上一模块估计结果的残差，输出为信道估计结果。在最终单元输出信道估计结果后，转换函数将信道估计结果转换为活跃用户检测结果。最终的输出结果表示：

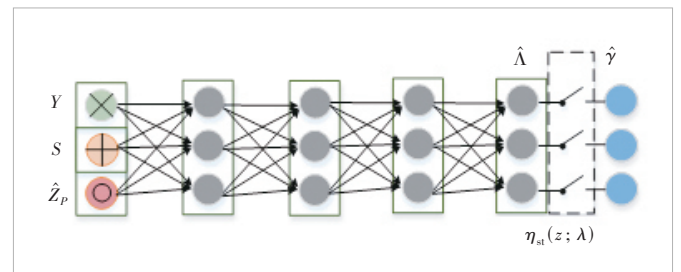
$$\hat{\Lambda}_p = f_p(\mathbf{y}_p; \mathcal{S}), \quad (17)$$

$$\hat{\gamma}_p = \eta_{\text{act}}(\hat{\Lambda}_p; \lambda_p) \quad (18)$$

如图 8 所示的数据检测网络 (DDNN) 通过神经网络对数据中包含信息进行挖掘，与导频信号中信息结合，共同完成活跃用户和信道状态检测。PDNN 对导频信号进行处理，实现初步估计。DDNN 级联于 PDNN 之后，以接收到的数据信号、导频信号和 PDNN 检测结果为输入，通过进一步探索数据信号信息，对 PDNN 输出结果进行纠正，提升输出



▲图7 导频检测网络示意图



▲图8 数据检测网络示意图

结果可靠性。与PDNN类似，DDNN数据处理过程可表示为以下映射方程：

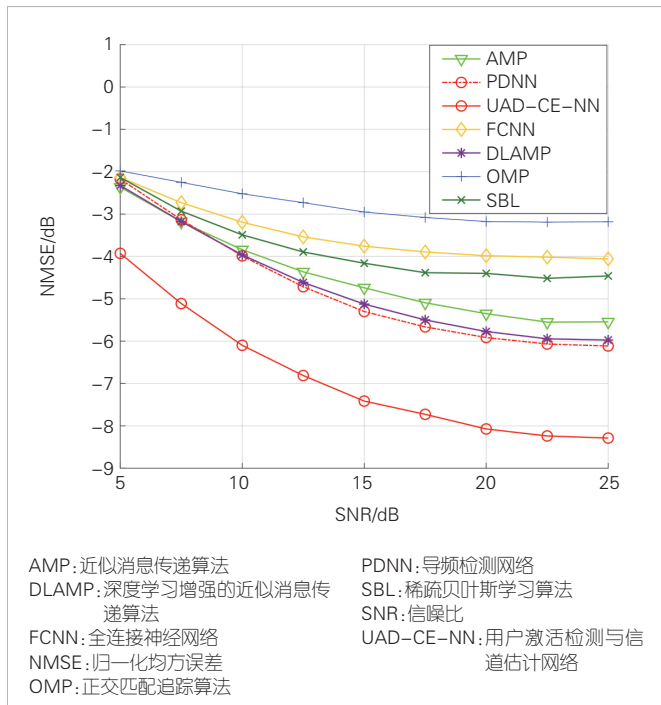
$$\hat{\Lambda}_D = f_D(\mathbf{y}_p, [\mathbf{y}_{[m]}]_{m=1}^M; \mathcal{S}, \hat{\Lambda}_p) \quad (19)$$

我们在瑞利信道和莱斯信道场景下对所提方案进行了性能仿真验证。图9仿真中展示了在只使用前导序列进行联合用户活动检测和信道估计的情况下，不同信噪比的信道估计的归一化均方误差（NMSE）。除了所提方法，我们还展示了传统压缩传感方法的性能及全连接神经网络方案的性能。我们构建了与所提网络计算复杂度类似的全连接神经网络方案，输入与所提网络相同。仿真结果表明，尽管只利用了导频信号来估计信道状态，相比于基于压缩感知的方法，PDNN仍取得了性能上的提升。这说明了所提方案在利用数据信号中包含的信息方面的效率。此外，相对于全连接神经网络，本文所提模型驱动的网络检测精度明显提升。

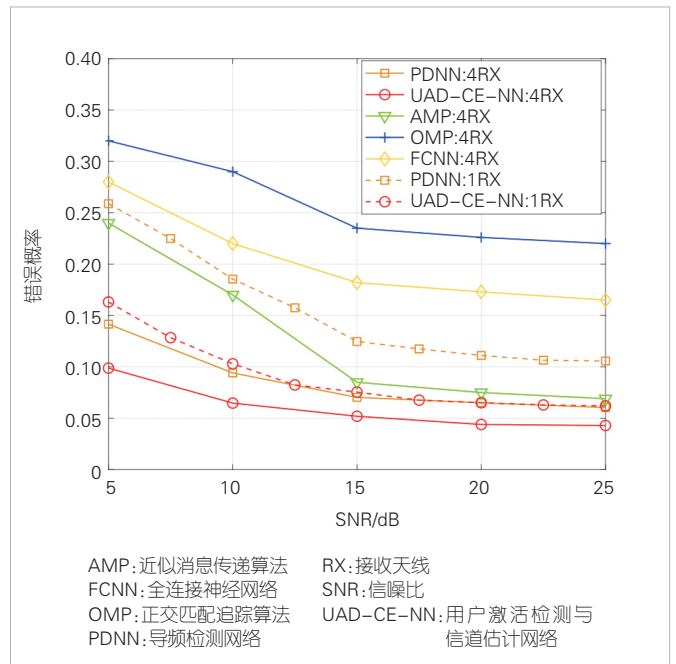
在图10中，我们显示了基站配备单天线和4天线场景下，仅利用前导序列时检测活跃用户状态错误概率与SNR的关系。与图9中的结果类似，我们所提出的PDNN和UAD-CE-NN在用户活动检测方面优于其他方案。仿真结果验证了所提出的UAD-CE-NN相比传统方案的性能增益。

4 结束语

免授权多址接入技术是使能大规模物联网终端低时延、低



▲图9 信道估计结果与基准方案性能对比示意图



▲图10 用户激活状态性能对比示意图

开销接入的有效技术手段。面向免授权接入过程导致的用户数据叠加干扰问题，通过与非正交多址技术融合，并利用人工智能对免授权多址收发机进行增强设计，基于数据挖掘能力与通信模型的联合驱动，可有效提升数据传输可靠性以及频谱资源利用率。面对未来6G在无线通信场景中所提出的新愿景以及更高指标需求，我们仍需针对全场景进行接入技术的拓展并开展智能技术的弹性演进研究，对无源场景、感知业务场景、非地面等新场景完成针对性的增强设计及协议研发，并在智能增强方面实现鲁棒性增强、自演进能力进一步拓展，以助力智能内生多址技术的发展。

参考文献

- [1] IMT-2030(6G)推进组. 6G典型场景和关键能力 [R]. 2022
- [2] 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
- [3] AU K, ZHANG L Q, NIKOPOUR H, et al. Uplink contention based SCMA for 5G radio access [C]//Proceedings of IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2014: 900-905. DOI: 10.1109/GLOCOMW.2014.7063547
- [4] JANG H S, LEE H, QUEK T Q S, et al. Deep learning-based cellular random access framework [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(11): 7503-7518. DOI: 10.1109/TWC.2021.3085303
- [5] NASIR Y S, GUO D N. Multi-agent deep reinforcement learning for dynamic power allocation in wireless networks [J]. IEEE

- journal on selected areas in communications, 2019, 37(10): 2239–2250. DOI: 10.1109/JSAC.2019.2933973
- [6] HE H T, WEN C K, JIN S, et al. Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems [J]. IEEE wireless communications letters, 2018, 7(5): 852–855. DOI: 10.1109/LWC.2018.2832128
- [7] AHN Y, KIM W, SHIM B. Active user detection and channel estimation for massive machine-type communication: deep learning approach [J]. IEEE Internet of Things journal, 2022, 9(14): 11904–11917. DOI: 10.1109/JIOT.2021.3132329
- [8] DING T, YUAN X J, LIEW S C. Sparsity learning-based multiuser detection in grant-free massive-device multiple access [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2019, 18(7): 3569–3582. DOI: 10.1109/TWC.2019.2915955
- [9] LIU J J, SHI Z J, ZHANG S W, et al. Distributed Q-learning aided uplink grant-free NOMA for massive machine-type communications [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2021, 39(7): 2029–2041. DOI: 10.1109/JSAC.2021.3078496
- [10] NAPARSTEK O, COHEN K. Deep multi-user reinforcement learning for distributed dynamic spectrum access [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2019, 18(1): 310–323. DOI: 10.1109/TWC.2018.2879433

作者简介



于含笑，北京理工大学通信技术研究所博士后；主要研究领域为5G/6G通信网络、低轨卫星通信网络；主持并参与国家自然科学基金青年、国家重点研发等6项；发表论文12篇。



费泽松，北京理工大学通信技术研究所教授；主要研究领域为5G/6G通信网络、通感一体化网络及空天地一体化网络；先后主持国家自然科学基金重点与面上项目、国家科技重大专项以及国家重点研发计划等10余项国家级项目，获得3项省部级自然科学奖；发表论文100余篇。