

6G 物理层原生 AI 技术



6G AI-Zation in Physical Layer

田文强/TIAN Wenqiang, 沈嘉/SHEN Jia, 肖寒/XIAO Han,
刘文东/LIU Wendong, 郑旭飞/ZHENG Xufei
(OPPO研究院, 中国 北京 100026)
(OPPO Research Institute, Beijing 100026, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202404006
网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20240722.0943.004.html>
网络出版日期: 2024-07-23
收稿日期: 2024-06-12

摘要: 针对6G系统的空口AI化演进, 需要对研究的路线、所受的限制条件、基础问题、技术趋势, 以及期待的突破与改变做出客观和明确的判断, 以便在不同层面和维度上获得理论与工程上的增益与突破, 具体包括: 引入AI的6G一体化、系统化构建, 形成基于AI的新传输方案与新空口设计, 考虑面向AI的生命周期管理与解决方案。在物理层原生AI技术方面, 具体分析了零开销叠加导频设计、信道与无线环境语义通信, 以及两项重点6G AI潜在技术方向。本研究可对未来6G系统AI化的技术推进和标准化提供有益参考。

关键词: 6G系统AI化; 6G AI新空口; 6G AI生命周期管理; 零开销叠加导频; 信道与无线环境语义通信

Abstract: To achieve theoretical and engineering gains and breakthroughs across different levels and dimensions in 6G AI-zation, a clear understanding on the research route, constraints, fundamental problems, technological trends, and expected breakthroughs and new changes is required. Specific aspects include the integration and systematic construction of AI in 6G, the forming of new AI-based transmission schemes and air interface designs, and AI lifecycle management solutions. Around physical layer native AI technologies, detailed analysis includes: zero-overhead superimposed pilot design, semantic communication for channels and wireless environment, and two key potential technology directions for 6G AI-zation. This research can provide valuable reference for future technical advancement and standardization of AI in 6G systems.

Keywords: 6G AI-zation; 6G AI air interface; 6G AI lifecycle management; zero-overhead superimposed pilot design; semantic communication for channels and wireless environment

引用格式: 田文强, 沈嘉, 肖寒, 等. 6G 物理层原生 AI 技术 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(4): 32-41. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404006

Citation: TIAN W Q, SHEN J, XIAO H, et al. 6G AI-zation in physical layer [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(4): 32-41. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404006

智能化的网络构建已经成为未来移动通信系统设计的重要方向^[1-4]。国际标准化组织第3代合作伙伴计划(3GPP)已经初步开展用于5G空口的人工智能(AI)增强技术研究, 涉及信道状态信息(CSI)反馈增强、波束管理、定位增强3个用例^[2,5-7], 但是这3个用例引入AI增强的方式依旧是在传统收发信机架构中, 试图在零散的物理层技术点上用AI算法替换传统算法, 即便在这些技术点上获得了一定增益, 对6G系统整体的性能提升的贡献也是有限的。因此, 在当前针对6G系统的空口AI化演进的过程中, 有必要对研究的路线、所受的限制条件、基础问题、技术趋势, 以及期待的突破与改变做出客观和明确的判断, 以在获得理论与工程上的增益与突破。

1 6G 系统的 AI 化

6G空口的AI化演进包括基于AI的系统赋能和基于AI的

系统重构两个方面。

1.1 基于 AI 的系统赋能

针对无线通信系统的智慧赋能将依托AI技术首先提升单点或者特定链路上的无线通信系统性能, 即利用AI对原有系统架构中的功能模块, 进行数据驱动或者模型驱动的智慧化增强。例如, 在物理层对原有的信道估计功能、信道状态信息反馈模块、波束管理功能、符号检测链路、定位系统等AI增强设计, 提升相应模块的性能; 在接入网对系统中的移动性管理、资源分配、负载均衡、网络/用户节能等问题, 利用AI的决策优势和预测优势, 提升接入网络整体性能增益; 在核心网侧, 构建支持AI的网络结构, 实现基于AI的网络规划与细化优化, 以及基于AI的网络故障检测与维护能力。

在实际工作中, 研究者们可以通过AI方案性能对比、

设备软硬件能力评估，构建并形成相比于非 AI 算法的更大增益的用例及能力集合，继而开展相应的无线 AI 课题研究、标准化及工程实现。依托上述方式，6G 的 AI 将通过多个版本的迭代逐步形成。例如，6G 第一版本标准协议将体现少量用例实现 AI 化，并在后续标准版本中逐步丰富，如图 1 所示。但是，这种循序渐进式的实现方式需要经过长时间的迭代和反复多次的标准化讨论，对无线通信系统的换代契机利用不足，很难在 6G 构建之初达到人们对下一代无线通信系统原生 AI 能力的预期。

1.2 基于 AI 的系统重构

上述面向空口 AI 化的功能应用是无线通信与 AI 技术结合的开端。但需要注意的是，6G 阶段的一个重要的背景特征是整个通信行业再次获得了系统性改变整体通信架构的机会。所以，在这个阶段，仅在现有架构设计的基础上逐步优化基于 AI 的系统并不是智能化 6G 研究的全部内容。着眼于 AI 对未来通信系统设计与重构的深度影响，一些固有的模式需要被尝试打破，开展全新的探索，以期构建形成面向智能需求且构建基于智能技术的新一代无线通信系统。

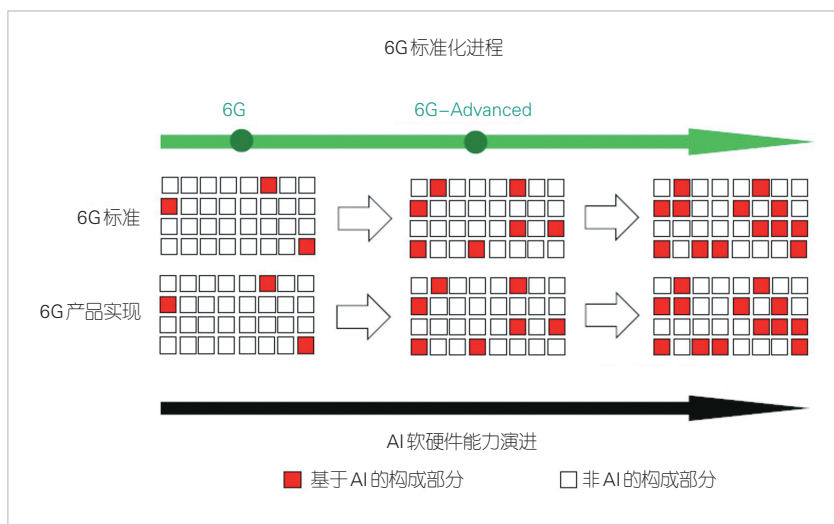
在这种方式下，6G 系统可通过“AI 化”向“内生 AI”快速过渡，在各个环节快速引入 AI 算法，在 6G 所有领域开放接收基于 AI 解决方案的提案，实现 6G 标准的快速 AI 化。AI 产品化进程取决于软硬件研发和产业化进展，不受限于 6G 标准。这将促成“6G 赋能 AI”和“AI 赋能 6G”的融合，以及内生 AI 的实现，如图 2 所示。

2 6G 物理层原生 AI 技术

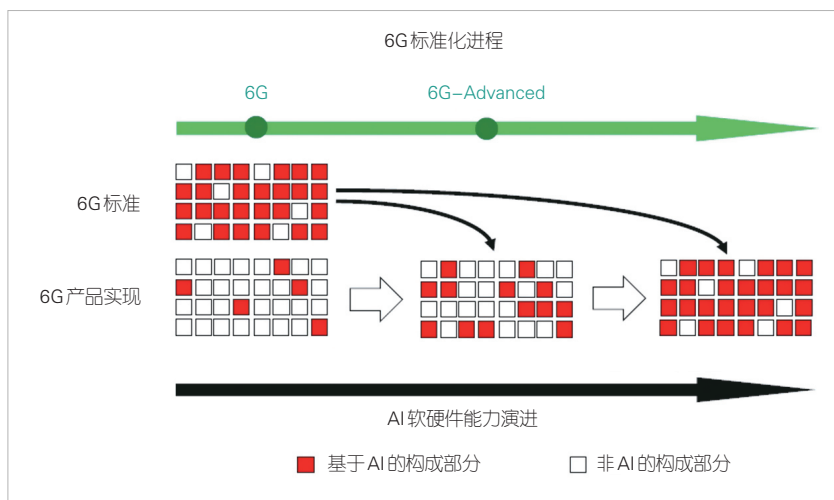
6G 空口 AI 化的研究不仅仅局限于在已成型的具体无线用例上进行修补优化型演进，还将从系统重构的角度出发，开展无线 AI 共性基础问题的深度剖析，具体包括：引入 AI 的 6G 一体化、系统化构建，基于 AI 的新传输方案与新空口设计，面向 AI 的生命周期管理与解决方案。

2.1 引入 AI 的 6G 一体化、系统化构建

6G AI 无线通信系统的一体化、系统化构建可包括自上



▲图1 逐步构建 6G AI 用例、标准、能力集合

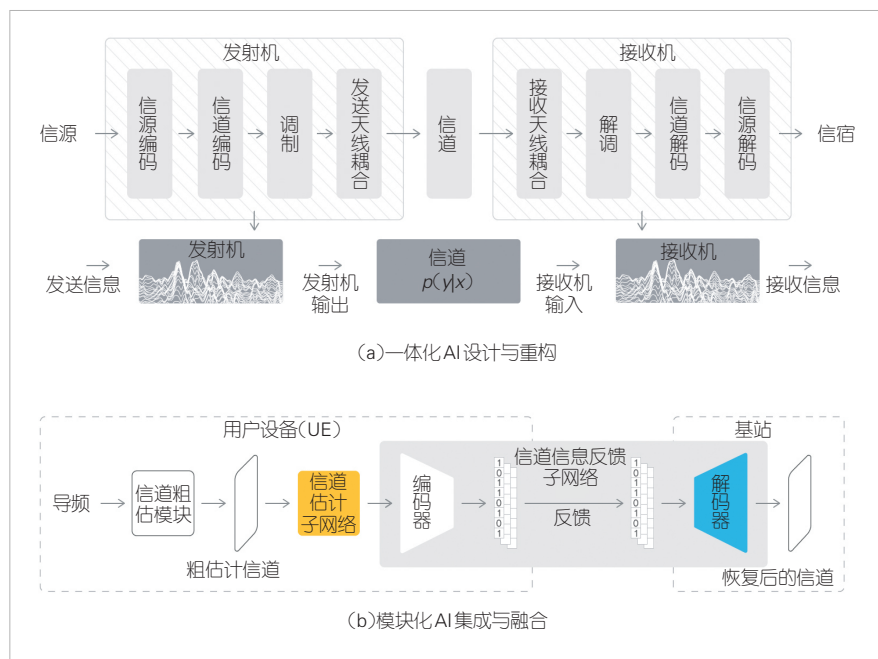


▲图2 6G 系统“AI 化”向“内生 AI”快速过渡

而下的一体化设计重构和自下而上的系统化集成融合两个方向。

传统的通信系统设计中，基于功能划分等原因，整体通信系统一直以来被划分为特定模块单元，通过问题拆解、模型化、参数化拟合等方法级联形成完整的通信系统设计。但是，通信的目的是有效信息成功传输，人为划分的模块化设计只是达到上述目的一种方法。AI 技术则为解决上述问题提供了新思路。基于 AI 的整体通信系统设计，以传输增益最大化为目标，以待传输信息作为收发模型的期待输入输出条件，以信道环境、噪声等不可控因素作为传输和模型构建的限制条件，以期获得整体的设计增益^[8-10]，如图 3 (a) 所示。

需要指出的是，大规模系统的一体化设计虽然在减少信息量损失方面是有益的，但也会引入较高的自由度和复杂度



▲图3 6G AI的一体化、系统化构建方式

问题。在提取无损信息量中的有用信息时，这对6G系统的AI化仍旧是一大挑战。所以基于模块化AI的集成与融合，也是未来无线通信系统智能化演进的重要探索阶段。图3(b)以信道估计及信道信息反馈过程为例，较好地展示了这一类设计。

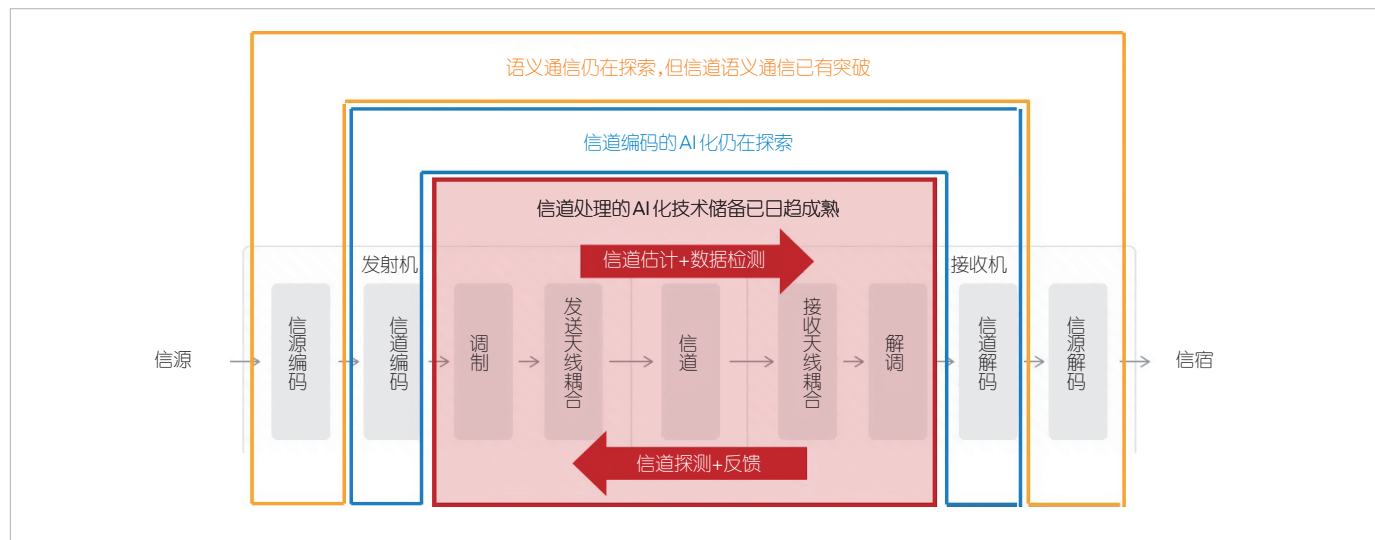
针对物理层无线通信系统设计，基于近年来无线AI解决方案技术探索与成果储备，我们可以从三个层面来分析6G物理层AI的一体化、系统化构建问题。如图4所示，首先是以信道为中心的一系列预处理、后处理方案所构成的闭

环集合，其中包括信道估计、信道信息反馈与恢复、调制与解调、数据检测等。围绕这部分内容，单个模块的研究已相对较多，性能增益与优势分析也已开展，并且部分内容在5G后期也进入了标准化讨论阶段。模块间的连接相对直接，模块间的相互依赖和共存关系相对明确。模型级联和一体化实现、系统化优化的工作也已在学术界和产业界开展。所以，对于这一层面，信道处理相关的AI化技术储备可以认为已经日趋成熟，具备了在6G阶段开展一体化、系统化设计与标准化的可能。在此基础上，还可以进一步考虑信道编码、解码的AI化影响，以及语义通信对于AI化系统构建的影响。

2.2 基于AI的新传输方案与新空口设计

在6G研究中，有必要对AI技术可带来的核心优势做最大程度的利用。当前AI技术的发展已使得原本很多难以解决的复杂问题被重新审视。在可预见的相当长一段时间内，AI技术的迭代与发展速度将远快于传统通信理论的演进速度。随之而来的是，通信传输方案与处理方案之间的关系将在底层设计思路上发生变化。

在传统无线通信系统设计中，一个重要的短板来自于受限的接收算法和后处理能力，因此在实践中往往需要在发送端做一些特殊处理，例如需要进行一些正交化、线性化的传输设计，通过增加发送复杂度的方式换取对接收端处理的可



▲图4 6G物理层的AI的一体化、系统化构建

行性和较低的复杂度。

在 AI 技术的使能下，当前 AI 接收机对信号的后处理能力得到大幅提升。这使得“大后台、小前端”的设计思路得以尝试，例如简化一些非必要的正交化、线性化的预处理传输方案，在降低整个系统设计的复杂度的同时，通过 AI 解决方案，保持甚至进一步提升系统效能。

2.2.1 零开销叠加导频设计

5G 系统中，导频信号对于确保通信系统链路的可靠性和有效性至关重要。一直以来，5G 系统借助一系列导频信号，例如解调参考信号（DMRS）、信道状态信息参考信号（CSI-RS）、探测参考信号（SRS）以及相位跟踪参考信号（PTRS）等，以支持包括信道估计、资源调度、链路自适应、波束管理等其他多种功能。这一类导频一般被设计为一系列预定义的图样及序列，与数据符号在时间与频率资源上是正交分配的，即导频与数据相互竞争有限的传输资源。这无疑带来了显著的导频开销，进而降低了数据传输的频谱效率，限制了系统的吞吐性能。尤其是面向 6G 的设计中，更大规模的天线阵列、更高速场景的适配等复杂的场景将对导频的设计和开销提出更高的要求，从而导致导频与数据间无线资源的竞争进一步加剧。因此，亟需考虑设计新的导频和数据的传输策略以应对上述挑战。

当前，针对数据与导频叠加传输问题的研究已有一定理论和研究基础^[8,11-15]，针对上行、下行特定信道和传输条件的叠加导频设计与分析均有相应的工作持续开展。不过需要指出的是，目前工作对于复杂信道环境下的叠加导频方案性能，对于多流、高阶、高速等复杂传输条件下的叠加导频设计与实现效果，均有待进一步提升。特别是在 AI 接收机引入后对复杂干扰环境下的叠加导频传输与接收方案设计以及潜在的工程化实现相关的工作，均需要进一步考虑。本节将重点介绍针对多流、高阶、高速场景等复杂、强干扰环境下

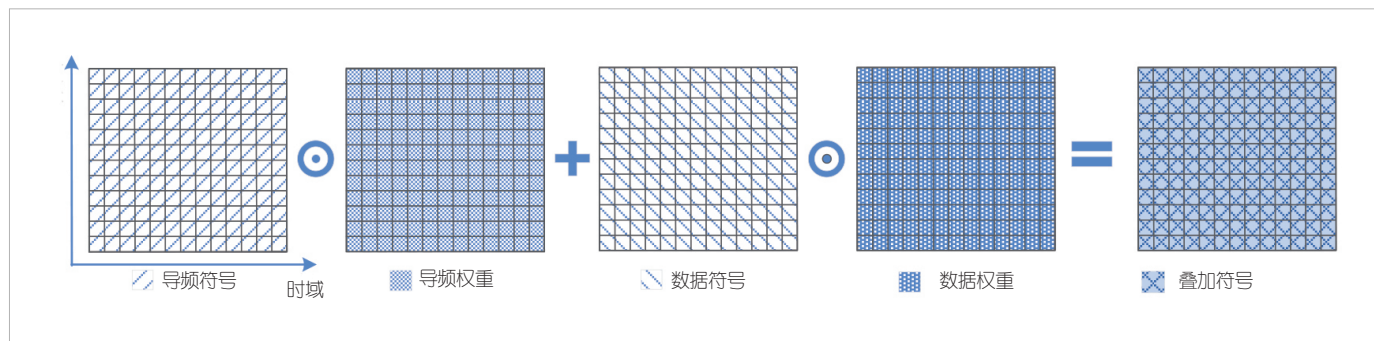
的叠加导频设计与实现问题，并考虑更加贴合实际的仿真分析。

1) 新的导频传输与数据传输之间的关系

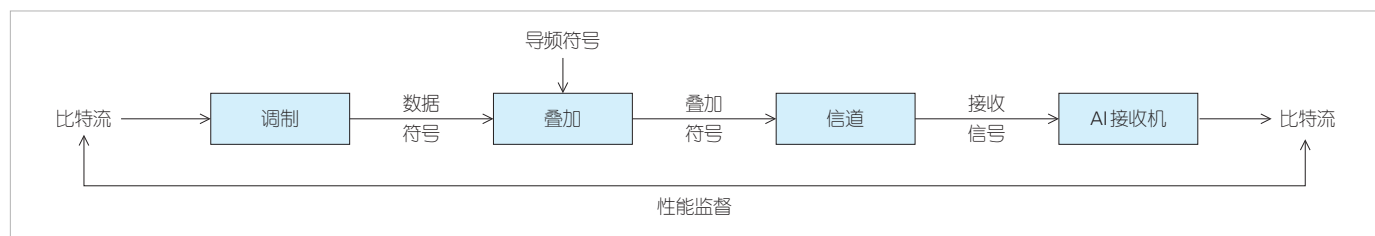
在当前的研究中，基于 AI 的空口增强在系统性能提升方面展现了巨大的潜力。尤其是在接收端引入 AI 处理模块后，强大的非线性处理能力将使得发送端导频设计中一直以来遵循的正交约束变得松弛，这也为重新探索导频与数据间的资源分配关系提供了可能。例如，可以探索一种新的框架或方法，使得导频与数据在传输资源上采用非正交的方式进行分配，以降低甚至完全消除导频的独立资源开销和对有限传输资源的竞争。

叠加导频是拓展了导频与数据间资源分配关系的一类具有较大应用潜力的技术，其核心思路是将导频符号与数据符号在发送端进行叠加发送，以突破传统的正交传输方式的性能限制。通过在相同的时间和频率资源上同时传输导频和数据，实现频谱资源的共享从而显著提高频谱利用率。

如图 5 所示，在发送端，考虑将时频资源内的导频符号矩阵与数据符号矩阵加权求和，获得叠加符号矩阵以进行后续的发送。显然，在上述的叠加方案中，每个传输资源均携带了一部分的导频信息和数据信息，使得 AI 接收机可以利用叠加符号中的导频信息实现每个对应资源位置的信道估计，同样也在这些资源上实现了高频谱利用率的数据承载传输。另外，在叠加过程中，需要合理地划分导频符号与数据符号的功率分配比例，以在数据等效信噪比和信道估计性能间的权衡下，保证最终的高性能接收。在接收端，可考虑利用先进的 AI 接收机基于导频和数据的叠加接收信号实现有效的数据接收。如图 6 所示，AI 接收机的输入为原始信息比特流经过调制、导频非正交叠加以及经过信道发送后的接收信号。另外，AI 接收机的实现不仅可以是联合隐式信道估计及数据恢复的一体化接收机，也可以是分别进行显式信道估计和数据恢复的模块化接收机。



▲图 5 非正交叠加导频构建方式



▲图6 非正交叠加导频收发系统

2) 叠加导频为6G带来的系统设计优势

叠加导频方案的使用有望为6G系统设计带来新的变化和突破，这主要体现在：

首先，非正交叠加导频的引入，大大减少了独立导频资源的开销需求，提升了系统的频谱效率。传统的正交导频方案虽然避免了相互干扰，但占用了大量的频谱资源，随着MIMO技术、高速场景、精确信道估计、感知通信等应用需求的进一步提升，导频资源开销的问题依旧存在，且将越来越明显。叠加导频设计通过在相同的时间和频率资源上同时传输导频和数据，实现了导频与数据的传输资源共享，极大地提高了有限资源的利用率。导频信号在时频域的独立资源开销为零，这意味着更多的资源可以用于数据信号的传输，从而提升系统的吞吐量。

其次，在传统的正交导频中，导频符号的资源分配图样会根据不同的传输环境进行单独设计，这增加了系统设计的复杂度，也对网络的调度和管理提出了更高的要求。而叠加导频方案精简了时域和频域导频资源的分配设计。在这种非正交传输方式下，由于导频和数据共享相同的资源，不再需要复杂的图样设计和资源分配策略，只需考虑如何优化导频和数据的功率分配，以确保信道估计和数据传输的性能即可。这种简洁的资源分配设计不仅降低了系统实现的复杂度，还提高了系统的可扩展性和灵活性。

另外，由于叠加导频方案在所有时频域资源上都分布了导频和数据信息，因此可以凭借AI接收机强大的非线性信号处理能力，基于全部资源上的导频和数据的分布进行更精确的隐式信道估计及符号检测，无论是在低速、高速还是更具有挑战的超高速移动场景中，叠加导频都能够灵活适应不同的传输需求，具有较高的鲁棒性，提供了较优的系统性能。

3) 叠加导频仿真验证

针对叠加导频的性能仿真结果如图7所示，仿真参数如表1所示。基线方案为5G系统中的正交导频设计及线性最小均方误差（LMMSE）接收机，其中用于LMMSE信道估计的协方差矩阵为统计 10^5 信道样本计算获得。

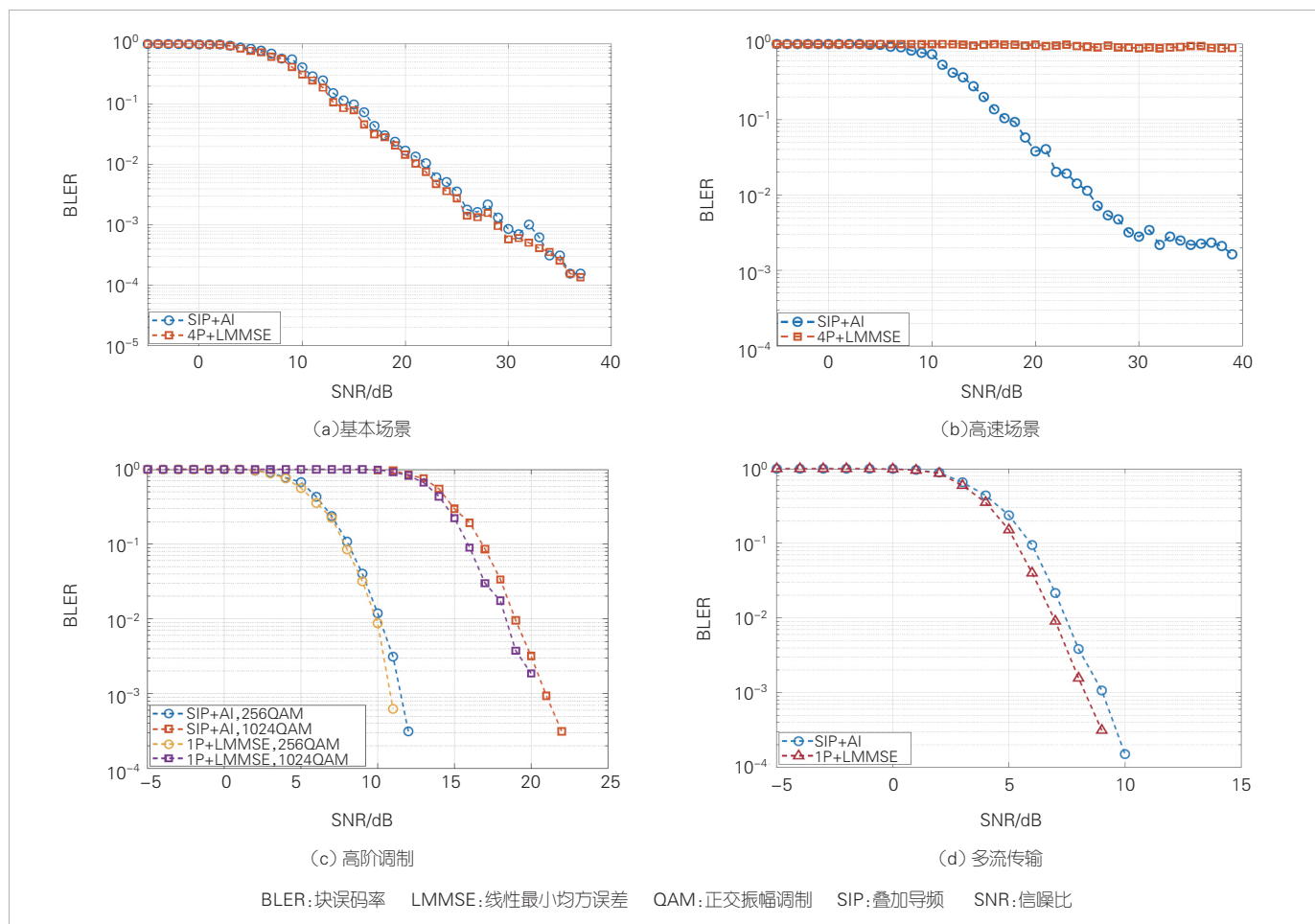
图7（a）首先给出了在城区宏小区（UMa）信道模型及300 km/h移动速度、16QAM调制条件下的块误码率（BLER）性能对比。可以看出：发端采用叠加导频方案下，接收端的AI接收机可以有效地进行数据接收。进一步地，叠加导频方案在BLER性能上获得了与基线正交导频方案相同的性能，这表明叠加导频的引入没有带来BLER的性能损失。相应地，在可比较的BLER性能下，叠加导频方案由于节省了导频的开销，可以在相同码率下传输更多的数据信息比特，从而获得更好的吞吐量性能。

图7（b）、7（c）、7（d）进一步给出了在1200 km/h的高速环境、3 km/h移动速度条件下256QAM和1024QAM高阶调制、3 km/h移动速度条件下64QAM对应的4流传输等更为严苛条件下的BLER性能对比。可以看出：叠加导频方案由于所有可用的时域和频域资源都具有导频分布，相比传统仅仅占用部分时域和频域资源的正交导频而言，在超高速场景中具有非常显著的性能优势。在干扰容忍度较小的高阶调制配置下，叠加导频方案仍然能获得与基线方案可比较的BLER性能，进而可获得更高的系统吞吐性能。在多流传输下，层内导频与数据的干扰以及层间的导频或数据的干扰同时存在，此时叠加导频方案同样可以获得与基线方案可比较的BLER性能，进而凭借无额外导频开销的优势达到更高的系统吞吐性能。

综上所述，基于AI的叠加导频传输和处理方案从基础框架、实现方式到仿真结果，展现了较高的频谱利用率、传输吞吐量、场景鲁棒性和系统灵活性等优势，是一种具有非常高应用潜力和优势的6G物理层新技术。

2.2.2 信道与无线环境语义通信

近年来，语义通信吸引了学术界的广泛关注^[16-18]。目前的语义通信系统主要关注的是从应用层面的数据信源信息中提取语义信息并进行传输。这些语义信息可以采用人工智能技术进行提取和利用，从而在传输过程中，节省传输资源，提高传输性能。上述过程中，应用层信源、语义信息提取和语义空间表征等对于物理层来说是不可见的。物理层仅关注



▲图7 叠加导频设计在不同条件下的BLER性能对比

▼表1 叠加导频仿真参数

参数	配置
天线配置	1T1R、32T4R
传输层数	1、4
信道模型	UMa、CDL-C
时延扩展	300 ns
资源分配	8RB、52RB 12 symbols
载波频率	4 GHz
子载波间隔	30 kHz
调制策略	16/64/256/1 024QAM
编码策略	LDPC
预编码方案	SVD
移动速度	3/300/1 200 km/h
基线正交导频方案	1 symbol、4 symbols
基线接收机	LMMSE
叠加导频功率比例	5%

CDL-C: 簇时延线-C信道
LDPC: 低密度奇偶校验码
LMMSE: 线性最小均方误差
QAM: 正交振幅调制

RB: 资源块
SVD: 奇异值分解
UMa: 城区宏小区

资源映射后的传输过程, 继而进一步考虑跨层优化和新的物理层设计影响, 如图8(a)所示。

此外, 对于物理层内部来说, 6G系统物理层信道与无线环境语义通信则是一个新的研究方向。无线通信系统内部可考虑针对物理层内生信源信息作为输入的语义通信设计, 如图8(b)所示, 但是目前这方面的研究非常有限。如何定义并获取物理层信源输入用于语义信息提取和实现是核心问题。

1) 信道与无线环境语义信息概念与实现

信道与无线环境语义信息可以定义为无线信道在空/时/频等变换域特征和由不同无线环境带来的功率、相位等参数分布规律。获取和利用信道与无线环境语义信息的具体包括步骤为:

(1) 基站/终端通过测量不同的物理层参考信号(例如CSI-RS)获得原始信道信息;

(2) 基于不同目的, 采用不同语义信息提取方式(例如经典的信号处理算法或AI方法), 将原始信道转化为对应

的语义空间特征；

(3) 设计对应的物理层语义通信的传输方法。

CSI就是一种典型的信道与无线环境语义信息。终端基于下行CSI-RS信道估计，并向基站反馈CSI用于多用户调度和下行预编码。CSI中蕴含了无线信道的多维度语义信息，可以采用传统的数学变换到对应变换域进行显式表征，或者采用AI模型信息提取进行隐式表征。例如，信道状态信息包含的语义信息内容可以是：预编码向量指示（PMI）或信道特征向量隐含空域-频域特征、信道质量指示（CQI）隐含功率分布特征、秩指示（RI）隐含独立信道个数特征。

从语义通信的视角看，CSI包含了信道与无线环境的语义信息，主要由用户上报至网络侧用于下行预编码和多用户调度。传统的CSI反馈流程如图9所示。在用户发射机侧，具体包括3个过程：

(1) 信源压缩，例如将用户侧测量计算得到的CSI特征向量压缩成比特流；

(2) 信道编码，例如通过极化码（Polar）或低密度奇偶校验码（LDPC）完成信道编码；

(3) 符号调制，例如通过符号调制将信道编码后输出的比特流映射为星座点。

调制后的符号经过资源映射后，进行上行信道反馈。上行信道会包含噪声和干扰等非理想因素。

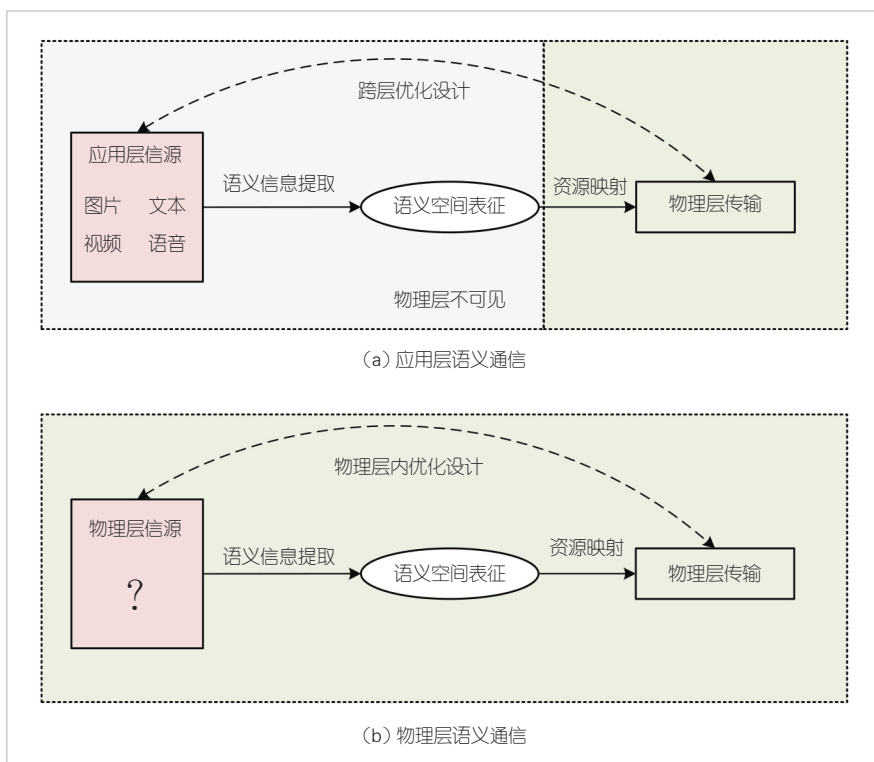
在基站接收机侧，具体也包括3个过程：

(1) 符号解调，例如采用与调制对应的解调方式，输出星座点承载比特的对数似然比；

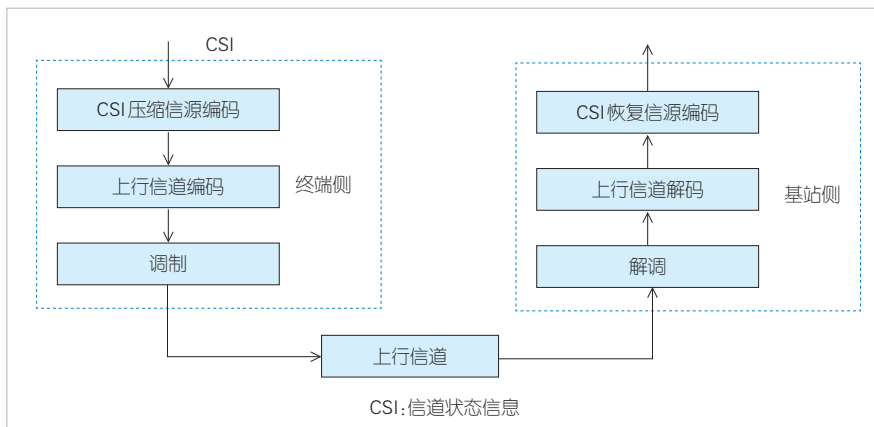
(2) 信道解码，例如采用与信道编码对应的解码方式，输出未编码的信源信息比特流；

(3) 信源解码，例如将信源信息比特流恢复为CSI特征向量。

对于传统的CSI反馈架构来说：CSI压缩过程实际上是有损的信源编码，会导致CSI信源信息的丢失，这部分信息丢失在接收机侧无法恢复；信道编码考虑上行信道带来的衰落和噪声影响后，用于降低传输差错，增加了额外的冗余，



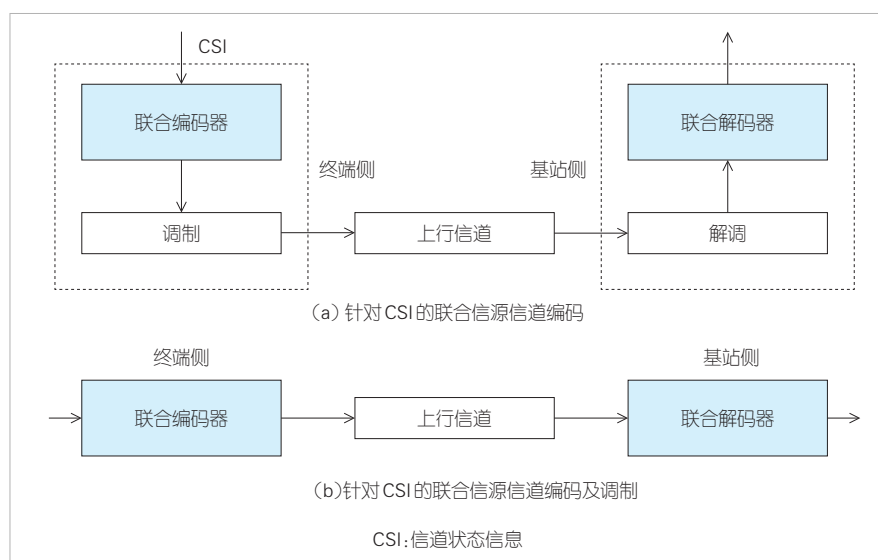
▲图8 应用层语义通信与物理层语义通信示意图



▲图9 传统CSI反馈流程

因此占用了更多的上行传输资源；信源信息压缩带来的损失和信道编码带来的冗余是分别独立设计的，在传输资源和性能方面无法达到联合的优化。

基于联合信源信道编码方法，可以重构CSI反馈架构，如图10（a）所示。用户侧部署联合编码器，实现联合的CSI压缩和信道编码的功能，其输入可以采用信道特征向量作为信源信息，输出为联合编码的比特流。基站侧部署联合解码器，实现联合的信道解码和CSI恢复的功能，其输入是解调后的对数似然比信息，输出为恢复的信道特征向量。联合编码器和联合解码器均可采用AI模型实现，训练过程采



▲图10 针对CSI的信源信道联合编码方案

用端到端的训练方式。这种方法的潜在优势是，联合编码和解码器可以提取 CSI 中的语义信息，并学习 CSI 信源分布和上行信道特征，在信源信息压缩和信道编码增加冗余对抗噪声的平衡中取得更好的反馈性能。

进一步地，基于联合信源信道编码的 CSI 反馈方法可以将调制和解调模块也包含在联合编码器和联合解码器中。如图 10 (b) 所示，联合编码器实现 CSI 压缩、信道编码和调制功能，其输入以信道特征向量作为信源信息，输出是复数序列。序列中的每个复数值被映射到一个上行传输的物理资源上（等价于一个调制后的星座点），对联合编码器输出的复数序列可以做能量约束，例如恒模约束或者总功率约束。联合解码器实现解调、信道解码和 CSI 恢复功能，其输入是接收到的信道均衡后的接收符号，输出是恢复的信道特征向量。这种方法的潜在优势是，基于联合信源信道编码和调制的贯通式 AI 化端到端设计，可以提取信源语义信息和上行信道特征，尝试自适应优化信源编码、信道编码和等效调制阶数需求下的最佳匹配方式，获得更优的反馈性能。

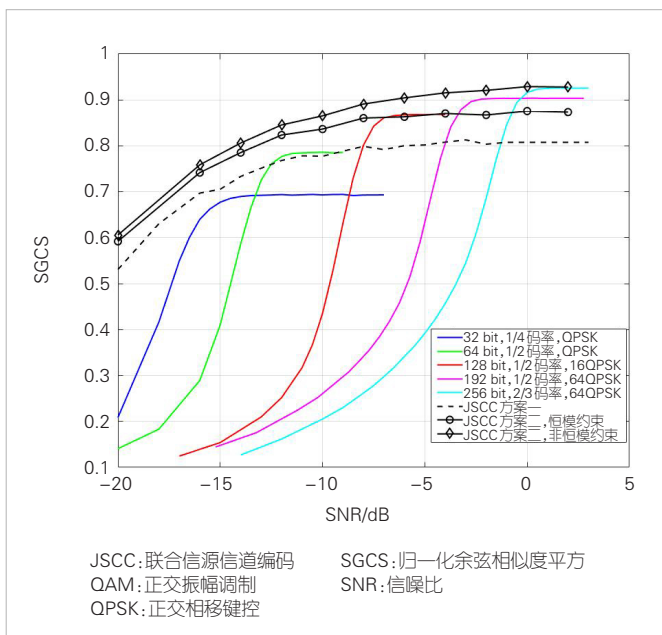
2) 针对CSI的联合信源信道编码仿真验证

针对 CSI 的联合信源信道编码的性能仿真结果如图 11 所示，仿真参数如表 2 所示。作为对比的基线方案是，3GPP R18 讨论的基于 AI 的 CSI 反馈方案。CSI 编码器和解码器在训练过程中假设的是理想反馈，在推理评估时考虑实际的上行传输链路。

基于表 2 的评估参数，不同 CSI 反馈方案的仿真评估结果如图 11 所示，其中归一化余弦相似度平方 (SGCS) 被作为评估指标。基线对比方案采用不同 CSI 编码器输出比特、码率、调制方式。信源信道联合编码 (JCSS) 方案一中采用

128 bit 输出、正交相移键控 (QPSK) 调制。JCSS 方案二采用 64 复数序列输出，实现 CSI 联合信源信道编码及调制功能，并分别对比了恒模与非恒模的功率约束方式。在相同的反馈开销下，相比于基线方案，CSI 信源信道联合编码方案能在中低信噪比区间取得较好性能。包含调制的 CSI 信源信道联合编码方案可获得进一步的性能提升，即端到端的全 AI 联合设计具有更高的潜在增益。此外，包含调制的 CSI 信源信道联合编码的非恒模约束方案在不同信噪比下的性能，均优于所有基线方案的包络上边界。基线方案的包络线对应的假设是，基站侧能够基于不同的上行信噪比进行理想的上行调度，进而在不同

上行信噪比下选择最适配的上行码率和调制方式。但在实际系统中，由于上行信噪比的测量精度是有限的，基站侧进行理想上行调度的可行性和效率会受到约束。针对不同的信噪



▲图11 信道状态信息(CSI)信源信道联合编码方案性能评估

▼表2 针对CSI的联合信源信道编码基本仿真参数

公共参数	配置
下行信道	UMa, 32T4R
上行信道	UMa, 1T32R
CSI 反馈层数	1
上行信噪比	(-20, 3) dB
占用上行传输资源数目	64 RE

CSI: 信道状态信息 RE: 资源粒子 UMa: 城区宏小区

比区间,信源信道联合编码方案有望规避基于上行信噪比进行调度和模型选择的额外操作,具有更好的实际部署能力和扩展性。

以上结果表明,由于提取了信道特征向量在空间和频域的语义信息,并且在传统信源编码的信息损失和传统信道编码的增加冗余之间取得了更好的折中,CSI信源信道联合编码方案使得信源信息在有限传输资源上能够被更好地编码和恢复。因此,利用语义通信的方法提取信道与无线环境语义信息,并设计基于联合信源信道编码的CSI反馈,有望提升CSI在非理想信道下的反馈性能,是面向6G的具有潜力的无线通信与AI结合的又一关键物理层技术方向。

2.3 面向AI的生命周期管理与解决方案

6G AI需要对无线通信与AI技术深度融合所面对的共性限制条件进行明确的判断。

当前无线系统AI化的重点集中在期望通过增益、复杂度、泛化性等维度,优先评估AI对未来无线通信系统带来的新变化、新增益。相对理想的数据、训练、场景等限制条件被优先考虑,以快速确认AI解决方案在无线系统中使用所带来的影响。但上述的假设往往会引入一些过于理想的条件,比如:对于数据来说,是否能够获取足量的训练数据,如何评估获取数据所需要付出的代价;对于场景来说,模型训练是否可以在足量场景下完成,如何评估不同场景对智能无线通信解决方案的影响;对于模型、算法训练来说,在不同场景、数据条件下,是否都可以使用离线处理的方案。

在当前工作的基础上,6G系统智能重构还需要充分考虑实际系统与人工智能技术深度结合时所面临的数据、场景,以及在线训练更新等更多方面的影响因素,从系统设计的源头支持面向小样本、场景自适应、可在线更新需求的无线AI解决方案的应用部署,进一步扩充未来无线通信系统的智能化边际^[19]。

在AI和下一代无线通信系统的深度结合过程中,作为智能化系统设计、性能评估的基础,针对无线数据集本身及其衍生问题的研究在6G阶段中将扮演着不可或缺的角色。以物理层应用为例,无线数据大多都可溯源到信道数据。基础方案可采用由平台仿真与外场实采所形成的基本物理层无线AI研究数据集。但是,对于实际无线环境来说,通信系统所需面临的信道条件往往较为复杂,仿真数据和局部实采数据的可靠性往往有限。在实际无线环境中,充分且完备的实采信道数据很难获取。传统路测获得底层无线信道数据的方式,往往在花费较大的人力、物力成本后依旧难以获取完备的数据集。针对这类问题,在进行6G无线系统的AI化构

建时,需要充分考虑无线AI不同研究方向所涉及的不同数据集需求,充分评估获取方式与获取难度,支持小样本数据假设下的真实场景建模。例如,通过智能技术实现物理信道的虚拟重构,继而评估不同来源的无线AI数据集在其所对应的无线AI用例中的可用性及有效性^[20]。

3 结束语

本文中我们围绕引入AI的6G一体化、系统化构建,基于AI的新传输方案与新空口设计,以及面向AI的生命周期管理与解决三方面内容进行了研究说明。特别地,我们重点介绍了零开销叠加导频设计、信道与无线环境语义通信,两项重点6G AI物理层技术,以及上述问题的需求、设计和仿真验证情况。本研究可为未来6G系统物理层AI化构建、技术推进和标准化提供参考。

人工智能的发展与应用为未来无线通信系统的智能构建提供了潜力,也带来了更多的挑战。对于6G来说,未来的无线通信网络将不再是一张简单的传输网络,智能的需求、智能的改变、智能的构建将贯穿于6G系统甚至更长久系统的设计与建设当中。我们期待着“智启无线、智享世界”的到来。

参考文献

- [1] TANG H, YANG N, ZHANG Z, et al. 5G NR and enhancements: from R15 to R16 [M]. Elsevier, 2021.
- [2] CHEN W S, LIN X Q, LEE J, et al. 5G-advanced toward 6G: past, present, and future [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(6): 1592-1619. DOI: 10.1109/JSAC.2023.3274037
- [3] IMT-2030(6G)推进组. 6G 典型场景和关键能力白皮书 [R]. 2022
- [4] IMT-2030(6G)推进组. 6G 总体愿景与潜在关键技术白皮书 [R]. 2021
- [5] GUO J J, WEN C K, JIN S, et al. Overview of deep learning-based CSI feedback in massive MIMO systems [J]. IEEE transactions on communications, 2022, 70(12): 8017-8045. DOI: 10.1109/TCOMM.2022.3217777
- [6] MA K, WANG Z C, TIAN W Q, et al. Deep learning for mmWave beam-management: state-of-the-art, opportunities and challenges [J]. IEEE wireless communications, 2023, 30(4): 108-114. DOI: 10.1109/MWC.018.2100713
- [7] XIAO H, WANG Z Q, TIAN W Q, et al. AI enlightens wireless communication: analyses, solutions and opportunities on CSI feedback [J]. China communications, 2021, 18(11): 104-116. DOI: 10.23919/JCC.2021.11.008
- [8] SOHRABI F, ATTIAH K M, YU W. Deep learning for distributed channel feedback and multiuser precoding in FDD massive MIMO [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(7): 4044-4057. DOI: 10.1109/TWC.2021.3055202
- [9] AOUDIA F A, HOYDIS J. Trimming the fat from OFDM: pilot- and CP-less communication with end-to-end learning [C]// Proceedings of IEEE International Conference on

- Communications Workshops (ICC Workshops). IEEE, 2021: 1–6. DOI: 10.1109/ICCWorkshops50388.2021.9473605
- [10] SONG J X, HÄGER C, SCHRÖDER J, et al. Benchmarking and interpreting end-to-end learning of MIMO and multi-user communication [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2022, 21(9): 7287–7298. DOI: 10.1109/TWC.2022.3157467
- [11] HOEHER P, TUFVESSON F. Channel estimation with superimposed pilot sequence [C]//Proceedings of Seamless Interconnection for Universal Services. Global Telecommunications Conference. GLOBECOM'99. (Cat. No. 99CH37042). IEEE, 1999: 2162–2166. DOI: 10.1109/GLOCOM.1999.827587
- [12] JING X R, LI M W, LIU H Q, et al. Superimposed pilot optimization design and channel estimation for multiuser massive MIMO systems [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2018, 67(12): 11818–11832. DOI: 10.1109/TVT.2018.2875480
- [13] MA J J, LIANG C L, XU C B, et al. On orthogonal and superimposed pilot schemes in massive MIMO NOMA systems [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2017, 35(12): 2696–2707. DOI: 10.1109/JSAC.2017.2726019
- [14] AIT AOUDIA F, HOYDIS J. End-to-end learning for OFDM: from neural receivers to pilotless communication [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2022, 21(2): 1049–1063. DOI: 10.1109/TWC.2021.3101364
- [15] YE H, LI G Y, JUANG B H. Deep learning based end-to-end wireless communication systems without pilots [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2021, 7(3): 702–714. DOI: 10.1109/TCCN.2021.3061464
- [16] XU J L, AI B, WANG N, et al. Deep joint source-channel coding for CSI feedback: an end-to-end approach [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(1): 260–273. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3221963
- [17] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of semantic communication networks [J]. Engineering, 2022, 8: 60–73. DOI: 10.1016/j.eng.2021.11.003
- [18] JIANG Y H, KIM H, ASNANI H, et al. Joint channel coding and modulation via deep learning [C]//Proceedings of IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). IEEE, 2020: 1–5. DOI: 10.1109/SPAWC48557.2020.9153885
- [19] XIAO H, TIAN W Q, LIU W D, et al. Knowledge-driven meta-learning for CSI feedback [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2024, 23(6): 5694–5709. DOI: 10.1109/TWC.2023.3327984
- [20] XIAO H, TIAN W Q, LIU W D, et al. ChannelGAN: deep learning-based channel modeling and generating [J]. IEEE wireless communications letters, 2022, 11(3): 650–654. DOI: 10.1109/LWC.2021.3140102

作者简介



田文强，OPPO 研究院通信标准高级研究员；主要研究方向为 5G/6G 无线通信系统标准化、6G 技术预研、基于人工智能技术的无线通信技术。



沈嘉，OPPO 研究院通信标准专家，教授级高工；主要研究方向为 5G/6G 无线通信系统标准化、6G 技术预研、基于人工智能的无线通信技术。



肖寒，OPPO 研究院通信标准高级研究员；主要研究方向为 6G 技术预研、基于人工智能的无线通信技术。



刘文东，OPPO 研究院通信标准高级研究员；主要研究方向为 6G 技术预研、基于人工智能的无线通信技术。



郑旭飞，OPPO 研究院通信标准高级研究员；主要研究方向为 6G 技术预研、基于人工智能的无线通信技术。