

原生AI在6G Giga-MIMO 中的关键作用研究

Research on Key Role of Native AI in 6G Giga-MIMO

肖瑞, 曾伟, 钟检荣, 范君 (中国联通北京分公司, 北京 100038)

Xiao Rui, Zeng Wei, Zhong Jianrong, Fan Jun (China Unicom Beijing Branch, Beijing 100038, China)

摘要:

Giga-MIMO是构筑6G网络的核心基石,但同时存在诸多挑战,这些挑战在AI到来之前几乎无法克服。介绍了Giga-MIMO的基本定义与核心性能增益,以及Giga-MIMO面临的技术挑战。根据目前国内外的研究进展,总结了原生AI在应对Giga-MIMO各项技术挑战时起到的关键作用,以及解决问题的基本思路。

关键词:

6G; Giga-MIMO; 原生AI

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2026.08.005

文章编号: 1007-3043(2026)08-0024-06

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

Giga-MIMO serves as the core cornerstone for building 6G networks, yet it simultaneously faces numerous challenges that are nearly insurmountable before the advent of native AI. The fundamental definition and core performance gains of Giga-MIMO, along with the technical challenges it encounters, are introduced. Based on the global research progress, the critical role of native AI in addressing these various technical challenges is summarized, as well as the corresponding fundamental solutions.

Keywords:

6G; Giga-MIMO; Native AI

引用格式: 肖瑞, 曾伟, 钟检荣, 等. 原生AI在6G Giga-MIMO中的关键作用研究[J]. 邮电设计技术, 2026(8): 24-29.

0 引言

随着AI技术飞速发展,一方面AI正强力助力移动通信技术的升级与变革,另一方面,AI为大量物理载体赋予智能的过程中,又迫切需要移动通信具备更强的能力来连接各类智能体,6G正是在这样的背景下被定义、被打造的。Giga-MIMO (Gigantic Massive MIMO)是6G的底层关键技术,它配备1 024~4 096根天线,凭借高频特性实现阵列小型化,支撑通感一体与无蜂窝组网;但海量天线引发导频冗余、信道状

态信息(CSI)反馈过载、高维预编码及近场信道建模等传统数学算法难以解决的难题^[1]。原生AI技术可有效攻克Giga-MIMO的技术痛点,实现空口性能全面提升^[2-3]。

1 Giga-MIMO的能力与技术特点

1.1 Giga-MIMO基本定义

Giga-MIMO是阵元规模达到千级以上的超大规模多天线技术,相较于5G主流的64/128通道Massive MIMO,其阵列规模提升一个数量级以上。按部署架构分类,Giga-MIMO可分为集中式超大孔径MIMO与分布式无蜂窝(Cell-Free)Giga-MIMO 2种典型形态^[4]。

收稿日期: 2026-06-23

集中式超大孔径MIMO把成百上千个天线振子、大规模射频通道、基带处理单元集中部署在同一基站的同一面板上,形成单个连续、超大物理孔径的天线阵列;分布式无蜂窝(Cell-Free)Giga-MIMO将大量小型TRP分散布放于覆盖区域,各节点就近完成信号预处理,再由中心单元统一联合检测与预编码,彻底取消传统的小区边界。

从频谱适配角度分析,对于集中式Giga-MIMO来说,由于上千个天线振子物理集中部署在同一面板上,低频段信号波长太长,单个阵元的尺寸太大,上千振子会导致面板尺寸过大(几米甚至几十米),而高频(尤其是U6G/FR3、毫米波)能显著缩小天线尺寸,增强近场球面波效应,提升波束聚焦能力,在实际应用中有明显优势。对于分布式无蜂窝(Cell-Free)Giga-MIMO来说,由于上千个天线和通道分散在几十个甚至上百个TRP/AP,单个TRP的振子数量不多,因此可以适配Sub-6G、U6G、毫米波甚至太赫兹全频谱,其中低频段覆盖与成本更优,高频段容量与近场聚焦能力更强,实际部署时需按场景需求选择适配频段。

1.2 Giga-MIMO核心性能增益

Giga-MIMO集成了海量天线单元,可以在空间复用、通感一体化、近场聚焦、全域均匀覆盖、物理层安全、抗干扰等方面形成极大的增益,助力6G系统实现Tbit/s级别的传输速率,同时为多种6G应用场景提供支撑。

千级天线带来海量空间自由度,同一时频资源能够并行服务数十至上百个用户,依靠空域隔离抑制多用户干扰,其频谱效率相比5G网络64阵元MIMO提升5~10倍,是6G实现Tbit/s峰值传输速率的核心支撑。国内设备商在FR3频段的外场实测数据显示,在2048阵元Giga-MIMO组网场景下,小区边缘速率可达5G同场景的10倍以上,有效改善传统蜂窝边缘速率塌陷问题。

Giga-MIMO可生成空间极窄定向波束,仅依靠同一套射频硬件和时频资源,就能够同时实现通信传输与雷达探测:下行波束在传输数据的同时,可同步探测周边障碍物与终端位置;上行链路则利用回波信号完成测距、测速。这种硬件共用模式,能够大幅减少基站建设数量与部署成本,面向车路协同自动驾驶、低空无人机管控、工业室内高精度定位等场景,实现通信、感知、厘米级定位三合一业务承载。

对于集中式Giga-MIMO,超大孔径天线阵列使其

极易进入近场菲涅尔区域,波束可精准聚焦局部空间,针对厂房、密集楼宇等热点区域实现超高速定点覆盖。Giga-MIMO的分布式无蜂窝架构依靠多TRP分集接收,用户始终被多个接入节点协同服务,全程无小区切换,从架构层面消除蜂窝组网固有的覆盖不均问题,适配地面、无人机、低轨卫星融合的空天地一体化组网场景。

集中式Giga-MIMO的超窄波束能量高度集中、空间旁瓣极低,跨小区空间干扰被显著抑制,同时无线信号仅在波束覆盖范围可被正常接收,外部窃听设备很难截获有效数据,天然提升了空口传输的安全性,可满足政务专网、金融专网等高保密等级的通信需求。

1.3 Giga-MIMO面临的技术挑战

Giga-MIMO虽然能带来极大的性能增益,但同时也面临诸多技术挑战。这些挑战在AI出现之前几乎无法克服。

a) 信道估计导频开销爆炸与导频污染。传统LS、MMSE信道估计算法的导频资源随天线数量呈线性增长,在千阵元场景下,导频占用带宽可达30%以上;在多小区同频组网时,导频复用会引发严重导频污染,信道估计精度大幅劣化,仅依靠正交导频资源扩容无法从根本上解决资源受限难题^[5]。

b) FDD制式CSI反馈瓶颈。FDD上下行信道不存在信道互易性,终端需要向基站反馈完整的下行信道信息,Giga-MIMO巨大的天线阵列导致信道矩阵维度极高,待反馈的CSI数据量变得极其庞大^[6];现有5G码本反馈压缩能力触顶,量化损失与压缩倍率无法兼顾,这成为FDD大规模Giga-MIMO商用的最大阻碍。

c) 高维预编码计算复杂度激增。迫零、WMMSE等传统预编码算法运算量随天线数量呈三次方增长,在千阵元多用户场景,单次求解耗时突破10ms,无法匹配无线信道毫秒级实时变化的空口要求。

d) 海量波束管控开销过高。Giga-MIMO可生成数百至上千条窄波束,传统全遍历式波束扫描机制会消耗大量空口信令资源。在集中式超大孔径MIMO2048阵元场景下,全波束扫描周期达80~120ms,对应的信令资源占用量为5G64阵元的6~8倍。

e) 分布式组网回程资源压力大。无蜂窝Giga-MIMO在进行海量TRP协同处理时,若全量回传原始信道数据,回程链路带宽成本将大幅攀升,制约其规模化组网落地。

f) 近场信道建模困难。大孔径阵列打破远场平面波传播前提, 球面波传播、阵元电磁耦合、空间非平稳成为常态, 传统基于平面波的信道模型失效, 依靠传统电磁理论精确建模的难度极大^[7]。

2 AI在Giga-MIMO中的关键作用

将原生AI内嵌于Giga-MIMO空口全流程, 可针对性解决前述六大技术痛点, 为Giga-MIMO的实际应用

打下坚实基础。

2.1 AI原生信道估计: 削减导频开销、抑制导频污染

传统信道估计依赖固定数学准则, 必须配置足量正交导频, 在Giga-MIMO场景, 这将带来难以承受的资源代价。AI原生信道估计依托CNN、Transformer、大模型等网络结构, 可实现稀疏导频条件下的高精度信道恢复, 同时实现联合用户检测与信道拟合^[8-9]。图1展示了一种使用AI技术的信道预测架构。

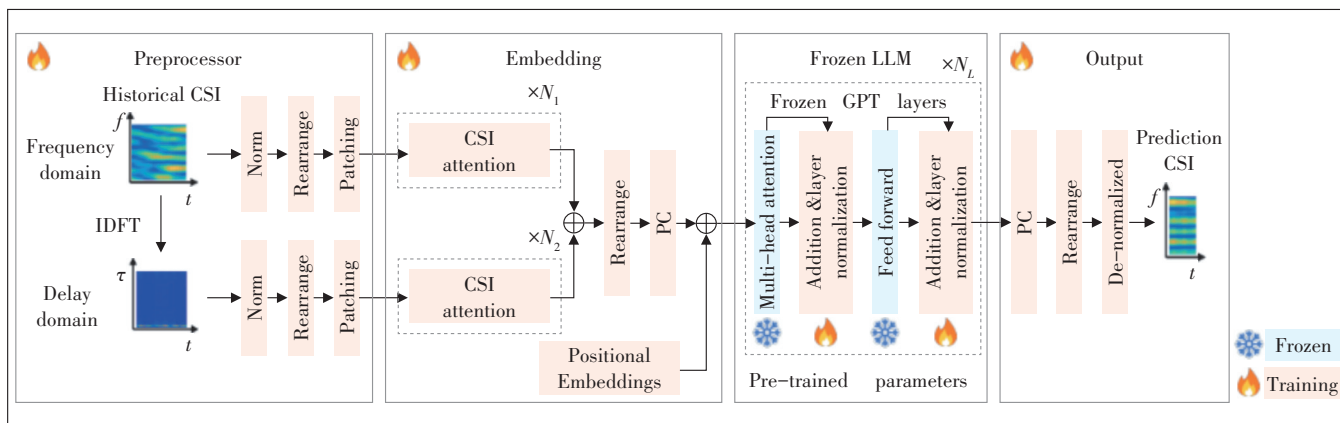


图1 一种使用AI技术的信道预测架构

一方面, AI实现活跃用户检测与信道估计一体化处理, 仅使用原有20%~30%的导频符号即可完成全量有效用户信道求解, 导频开销下降65%以上; 网络依靠特征提取能力区分有效用户与空闲静默终端, 避免无效导频资源的浪费。另一方面, 神经网络通过学习邻区干扰数据特征, 从混合接收信号中剥离邻区导频污染分量, 打破正交导频资源数量约束, 缓解多小区组网的干扰难题。此外, 时序AI模型基于历史CSI序列预判信道变化趋势, 在高速移动场景下可动态减少周期性导频的下发频次, 进一步节省空口资源^[10]。实测结果表明, 基于预训练大模型的信道估计算法, 在车载高速移动场景下, 信道归一化误差相比MMSE算法下降40%以上, 节省导频资源超过70%。

2.2 AI-AE 频域CSI压缩: 破解FDD Giga-MIMO反馈瓶颈

FDD是当前地面移动通信的主流部署制式, 但无信道互易性带来的超高维CSI反馈长期制约Giga-MIMO落地应用。传统码本受设计空间限制, 压缩倍率与重构精度难以平衡。基于自编码器(AE)的频域CSI压缩方案已纳入3GPP R19的标准化研究中, 成为FDD Giga-MIMO的核心落地技术^[11]。图2展示了一种使用AI技术的双边CSI压缩重构模型。

其整体架构分为终端编码端与基站解码端两级: 终端编码器在频域对高维CSI进行特征提取降维, 把数万维原始数据压缩为百维以内的隐向量, 仅将压缩后的少量数据通过上行链路反馈; 基站解码器接收隐

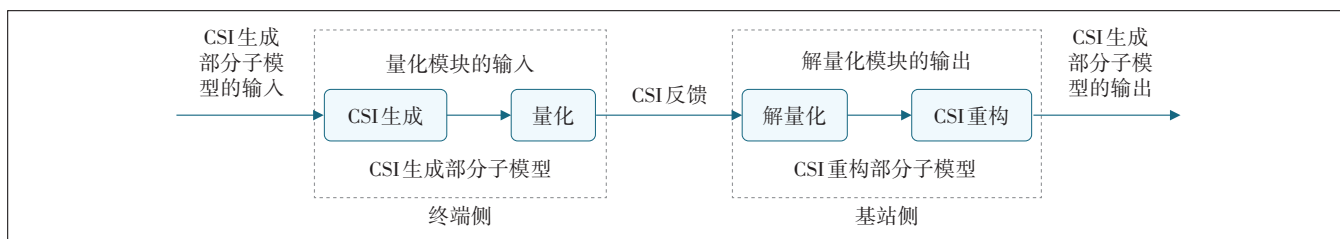


图2 一种使用AI技术的双边CSI压缩重构模型示意

向量后反向还原完整的信道矩阵,整体压缩比可达90%以上,压缩性能远优于传统码本。为适配通信系统实际需求,优化方案采用性能导向训练策略,不再将CSI数值误差作为唯一损失函数,而是以重构CSI生成预编码后的系统频谱效率作为优化目标,在高压缩倍率下保障实际吞吐率;针对毫米波、太赫兹信道的快时变特性,该方案引入变分自编码器提升信道随机性适配能力,增强室外复杂场景下的鲁棒性。实测

结果显示,在同等上行反馈开销下,AI-AE方案的下行频谱效率较Type II码本提升25%以上。

2.3 智能预编码:低时延求解高维非凸优化问题

Giga-MIMO多用户预编码属于超高维非凸优化问题,传统迭代算法的计算量过大,无法满足空口实时性指标。智能预编码采用“离线训练、在线推理”的落地思路,可大幅降低在线运算耗时^[12]。图3展示了一种基于AI的智能预编码算法。

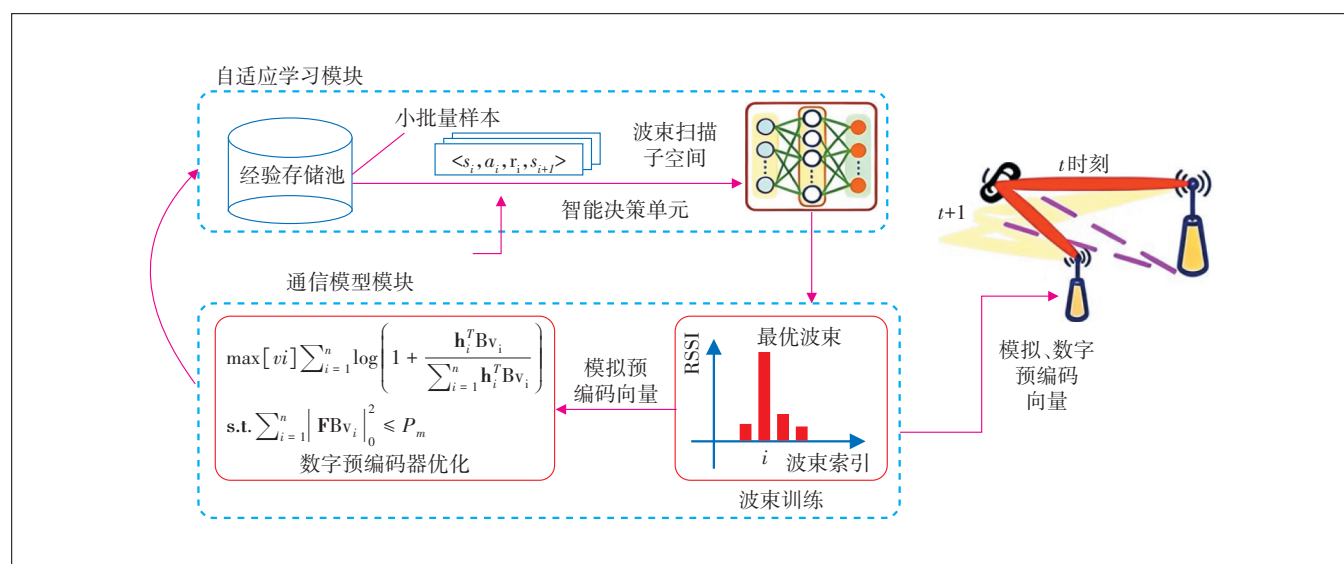


图3 一种基于AI的智能预编码算法

在离线训练阶段,依托海量全场景信道样本完成神经网络参数训练,建立从信道矩阵到最优预编码矩阵的映射关系;在线运行阶段,基站输入实时CSI即可在微秒级输出预编码结果,相较传统迭代算法运算耗时缩减99%。AI预编码可实现预编码系数与功率分配联合优化,在抑制多用户干扰的同时,自适应补偿射频功放非线性畸变,改善高频硬件非理想带来的性能损耗。面向6G热门同频子带全双工架构,强化学习动态优化自干扰消除预编码,抑制基站收发同频自干扰,助力全双工技术实现频谱效率理论翻倍。

2.4 智能波束管理:海量窄波束快速匹配与抗遮挡

Giga-MIMO海量阵列生成上千条窄波束,若采用传统全遍历波束扫描机制,信令开销巨大,同时毫米波在遮挡环境下,易出现波束失联、链路中断等问题。AI驱动的智能波束管理依靠感知数据与历史轨迹实现全流程智能化管控。图4展示了一种基于AI的智能波束选择架构^[13]。

强化学习模型结合用户位置、移动速度、周边遮挡信息预判最优服务波束,省去全量波束遍历流程,使波束扫描信令开销下降70%以上;当树木、建筑物突发遮挡毫米波链路时,模型可毫秒级切换备选波束,使链路中断概率大幅降低。在通感一体化架构下,MIMO雷达可感知并获取用户实时位置与环境变化,提前引导波束调整指向,由被动波束切换升级为主动预判优化,适配高速移动车载、低空飞行器等动态场景。

2.5 分布式智能协同:支撑无蜂窝(Cell-Free)Giga-MIMO组网

无蜂窝Giga-MIMO依靠海量分布式TRP进行联合收发,若全量回传原始信道数据会造成回程带宽过载,联邦学习与AI动态分簇成为分布式组网优化的关键。图5展示了无蜂窝Giga-MIMO的实现架构。

首先,联邦学习实现分布式模型协同训练,各TRP在本地完成AI模型迭代优化,仅向中心基带上传少量

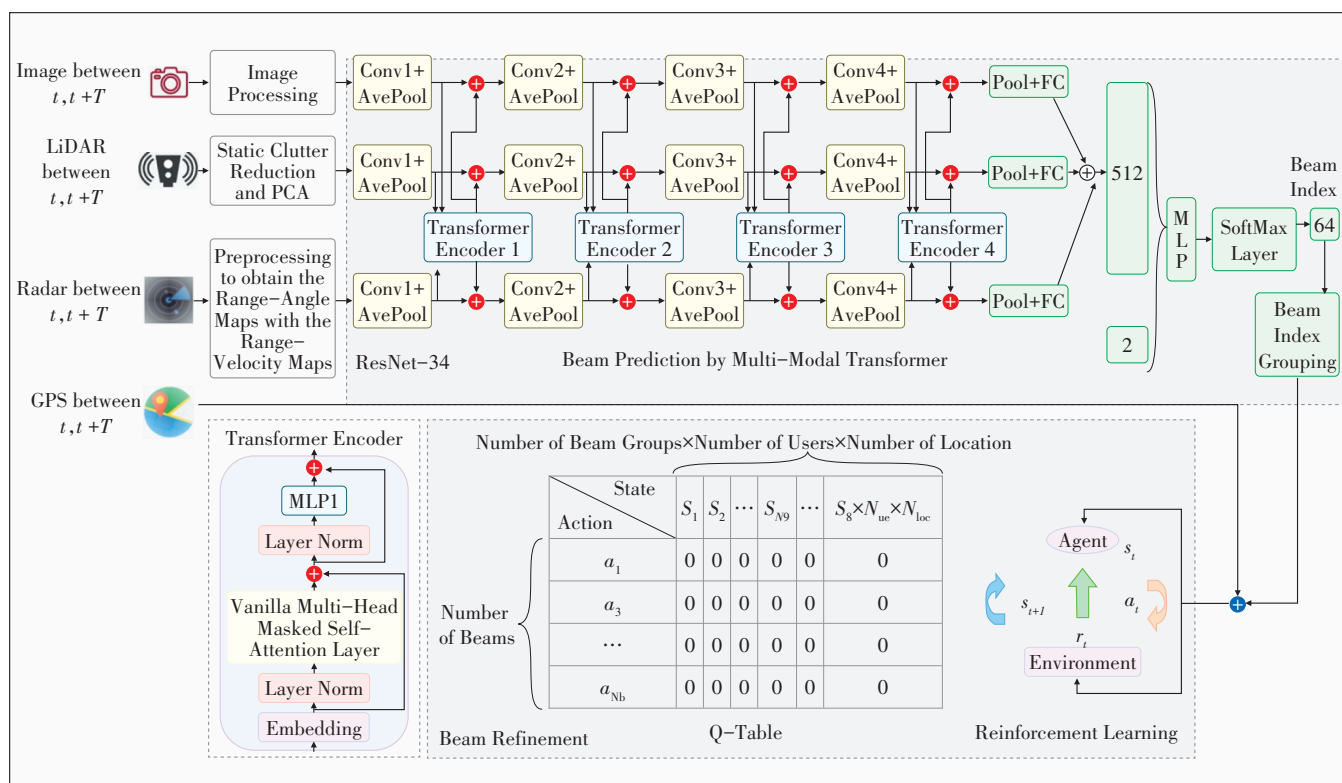


图4 一种基于AI的智能波束选择架构

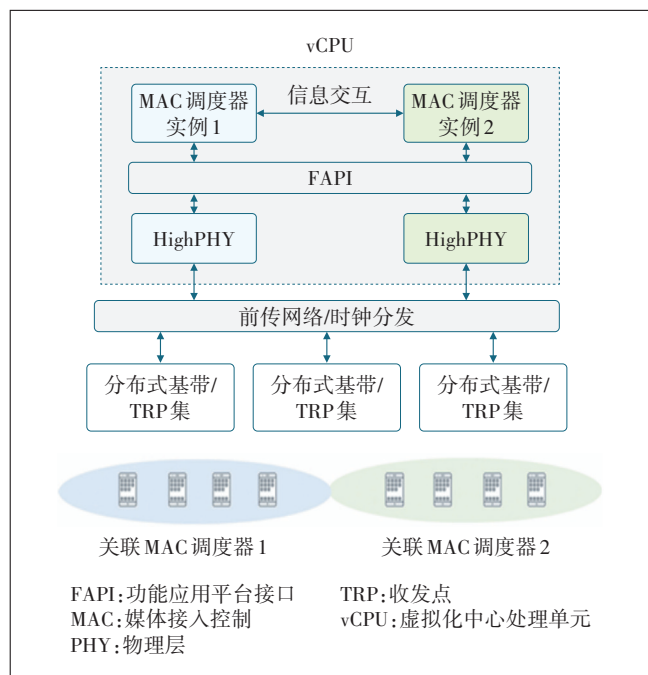


图5 无蜂窝Giga-MIMO的实现架构

梯度参数,原始高维CSI数据本地留存不上传,可使回程带宽节省80%以上,同时保护用户无线数据隐私^[14-15]。其次,AI动态用户分簇算法依据用户实时位

置、信道质量,智能筛选周边优质TRP组成协同服务簇,不在服务范围内的空闲射频通道自动休眠,整机设备功耗下降35%~45%,改善Giga-MIMO整机功耗偏高的短板。此外,AI统一调度地面TRP、机载基站、低轨卫星等各类异构Giga阵列,实现空地多节点无缝协同传输,支撑6G全域立体组网。

2.6 近场信道自适应补偿:适配Giga-MIMO球面波传播特性

Giga-MIMO超大孔径造成近场区域占比显著提升,球面波传输、阵元耦合、空时非平稳等特征打破传统平面波信道假设,依靠电磁理论精确建模的实现难度极高。AI以数据拟合方式完成近场畸变自适应补偿,不用繁琐的解析式推导。图6展示了一种基于AI的Giga-MIMO近场信道估计算法。

神经网络从海量实测数据中自主学习球面波相位偏移、阵元互耦损耗等特征,在线实时修正信道估计结果,抵消近场传播带来的信道畸变;同时基于近场信道特征优化波束预编码,针对不同距离的用户精准聚焦波束能量,提升室内近场热点覆盖速率。该模型可依托FR3、毫米波、太赫兹多频段实测数据持续迭代,适配不同频段近场传播差异,是全息MIMO、近场

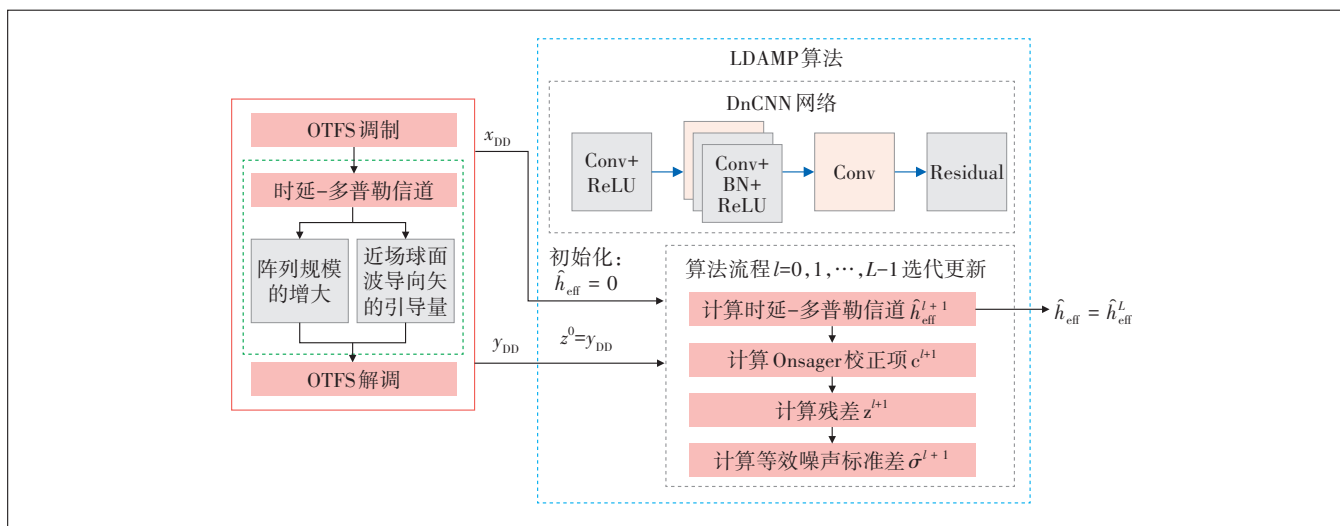


图6 一种基于AI的Giga-MIMO近场信道估计算法示意

通感一体化落地实施不可或缺的配套技术。

3 结束语

面对Giga-MIMO带来的诸多挑战,原生AI可以轻松应对,从而使得Giga-MIMO可以在6G阶段实际应用成为可能。目前,原生AI赋能Giga-MIMO整体处于算法成熟、样机验证、小规模试点的发展阶段。各类AI信道估计、CSI压缩、智能预编码算法已形成完备的理论体系,AI-CSI反馈、AI辅助信道估计也已被纳入3GPP R19标准化进程。在试点验证方面,国内多家单位已完成集中式Giga-MIMO+AI空口样机外场测试,同时无蜂窝分布式架构也已在园区专网开展试点。原生AI将助力6G网络,全面赋能未来各类智能新业务。

参考文献:

- [1] 王晓云,韩双锋,刘志明,等. AI驱动的6G空口:技术应用场景与均衡设计方法[J]. 中国科学:信息科学,2025(6):1522-1533.
- [2] 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(4):36-43.
- [3] Li Y, Zhang H, Wang Y. Machine Learning for 6G Wireless Networks: Paradigms, Enablers, and the Pursuit of AI-Native Trustworthiness[J]. IJRASET, 2026(4): 112-120.
- [4] 尤肖虎,王东明,曹阳. 6G无蜂窝大规模MIMO关键技术研究进展[J]. 中兴通讯技术. 2026(1):29-37.
- [5] 程翔,刘伯珣,刘啸然,等. 人工智能辅助的信道估计最新研究进展[J]. 电子与信息学报. 2025(5):1601-1618.
- [6] Guo J, Wen C K, Jin S, et al. Deep Joint Source-Channel Coding for CSI Feedback: An End-to-End Analog Feedback Framework [J].

IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23 (4) : 2482-2496.

- [7] 万雨,李翔宇,武庆庆. 面向下一代网络的近场通信:理论、应用与挑战[J]. 中兴通讯技术,2024(3):1-7.
- [8] 徐明枫,李阳,韩凯峰,等. 基于GAN的导频配置和信道估计联合优化算法[J]. 信息通信技术与政策,2023(9):58-66.
- [9] 蒲旭敏,徐鹏,王可豪. 近场球面波超大规模MIMO-OTFS信道估计[J]. 电讯技术,2024(12):1923-1930.
- [10] Liu B, Cheng X, Yang L. LLM4CP: Adapting Large Language Models for Channel Prediction [J]. Journal of Communications and Information Networks, 2024(2): 113-125.
- [11] 鲁照华,胡留军,李伦,等. 面向6G的信道状态信息压缩技术[J]. 中兴通讯技术,2024(3):45-52.
- [12] Park J, Lee N. FDD Massive MIMO Without CSI Feedback [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(5): 4518-4530.
- [13] Liu B, Liu X, Gao S, et al. Multi-Modal Transformer and Reinforcement Learning-based Beam Management [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2026(3): 890-905.
- [14] Liu R, Hu M, Xia Z, et al. FedGraft: Memory-Aware Heterogeneous Federated Learning via Model Grafting [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(12): 13506-13519.
- [15] Zhang Y, Li J, Wang H. Edge-AI Enabled Resource Allocation for Federated Learning in Cell-Free Massive MIMO-Based 6G Wireless Networks: A Joint Optimization Perspective [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025(8): 5210-5224.

作者简介:

肖瑞,高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信网络优化;曾伟,高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信网络优化;钟检荣,高级工程师,硕士,主要研究方向为移动通信网络优化;范君,工程师,硕士,主要研究方向为移动通信网络优化。