面向 6G 的大规模 MIMO 系统中 UE 的演进：从被动到主动

Kwonyeol Park, Hyuckji n Choi、Geonho Han、Gyoseung Lee、Yeonjoon Choi、Sunwoo Park 和 Junil Choi

arXiv:2601.00251v1 [cs.IT] 1 Jan 2026

摘要——随着无线网络不断演进，严格的时延和可靠性要求以及高度动态的信道，暴露出以 gNB 为中心的大规模多输入多输出（mMIMO）架构的根本局限，促使人们重新思考用户设备（UE）的作用。为此，UE 正从被动收发器转变为能够直接影响系统级性能的主动实体。本文探讨了从第五代（5G）向第六代（6G）演进期间，UE 在大规模多输入多输出系统中的角色变化，并串联起第三代合作伙伴计划（3GPP）的标准化、设备实现与架构创新。通过按时间顺序回顾 3GPP 第 15 至 19 版，我们重点介绍 UE 功能的演进：从基本的信道状态信息（CSI）报告，发展到基于人工智能（AI）和机器学习（ML）的 CSI 增强及用户设备发起的波束管理。我们还探讨了关键实现挑战，包括多面板 UE（MPUE）架构、设备端智能处理和节能运行，并进一步讨论实际约束下相应的架构创新。通过基于数字孪生的评估，我们验证了新兴的以 UE 为中心的功能所带来的影响。结果表明，在真实移动场景中，用户设备发起的波束报告能够提高吞吐量，而与单面板 UE 相比，多面板架构能够增强链路鲁棒性。

索引词—用户设备、大规模 MIMO、6G、3GPP 标准化、人工智能。

一、引言

大规模多输入多输出（mMIMO）一直是第五代（5G）无线通信系统，尤其是 5G 新空口（NR）中的核心技术 [1]。通过利用部署在 gNodeB（gNB）上的大规模天线阵列，mMIMO 提升了频谱效率并最大限度地提高系统容量，从而支持增强型移动宽带（eMBB）所需的高速数据速率。这些能力为 5G 网络的成功部署奠定了基础。

然而，向第六代（6G）无线通信系统的演进标志着一场范式转变，其影响远不止于吞吐量提升。扩展现实（XR）、通感一体化（ISAC）和非地面网络（NTN）等新兴服务，对时延、可靠性和无处不在的连接能力提出了前所未有的要求。满足这些要求需要对 mMIMO 框架进行根本性演进。

在此背景下，先前关于大规模多输入多输出的研究主要集中于优化 gNB 侧的预编码策略、分析扩展天线阵列带来的理论容量增益，以及改进 gNB 侧的信号处理 [2]。相比之下，用户设备（UE）的作用直接影响端到端系统性能，却相对少受关注。在 6G系统中，用户设备不再是仅执行 gNB 配置指令的被动设备，而是逐渐演变为能够感知、解读环境动态并主动做出响应，同时直接参与系统级优化的智能实体。这一转变重塑了大规模多输入多输出的设计范式，也促使人们更系统地考察以用户设备为中心的演进。

本文从三个维度出发，对大规模多输入多输出系统中用户设备不断演变的作用进行了综合分析：其在第三代合作伙伴计划（3GPP）标准化中的演进、实际硬件实现以及未来的架构创新。我们认为，用户设备必须重新定义为配备设备端处理能力、多面板 UE（MPUE）架构和节能设计的智能节点，而不能仅仅作为连接终端。主要贡献总结如下。

- 3GPP 标准化中的演进：我们回顾了用户设备能力从 Release 15 到 Release 19 的演进，重点介绍其角色如何从仅限于信道状态信息（CSI）报告的被动角色，转变为 Release 18 和 Release 19 中的主动功能，包括基于人工智能（AI）和机器学习（ML）的 CSI 增强以及用户设备发起的波束管理。
- 用户设备实现挑战：我们探讨了关键的设备级挑战，包括通过 MPUE 架构克服外形尺寸和遮挡限制、利用设备端智能降低信令开销，以及在动态流量和信道条件下实现节能运行。
- 结构创新：除了单设备优化之外，我们还讨论了应对系统级局限性的架构创新，包括基于能力的用户设备分类、用户设备协同组网，以及支持人工智能的硬件平台。
- 基于数字孪生的验证：我们利用高保真数字孪生仿真验证新兴的以 UE 为中心的功能，展示了用户设备发起的波束报告和 MPUE 架构所带来的吞吐量与鲁棒性提升。

总体而言，这些讨论突出了用户设备在塑造未来大规模多输入多输出系统性能与鲁棒性方面的核心作用。

II. 3GPP 中用户设备角色的演变

用户设备在3GPP标准化进程中的演进跨越第15至19版，体现了从被动

报告向主动智能的转变。在5G NR初期部署阶段，用户设备主要充当被动的信息提供者，测量并报告信道状态信息，供gNB进行调度和波束管理。随着信道维度和信令开销增加，更复杂的用户设备功能变得必不可少。到了Release 18和Release 19，用户设备已演变为智能实体，能够进行人工智能/机器学习赋能的处理并主动进行波束报告 [3]。

A. Release 15：大规模多输入多输出与被动用户设备的基础

3GPP Release 15 为 5G NR 奠定了大规模多输入多输出框架的基础，主要通过大规模 gNB 天线阵列实现波束成形增益和空间复用 [4]。在这一初始架构中，用户设备通过测量 gNB 沿预定义波束方向发送的同步信号块（SSB），支持基本的波束发现，主要用于初始接入和粗对准。该过程使用户设备能够识别合适的传输波束，但并未涉及精细的链路优化。

除了这一有限的作用外，用户设备的主要功能是获取并报告信道状态信息（CSI），供 gNB 进行资源分配、链路自适应和预编码器选择。具体而言，用户设备测量信道状态信息参考信号（CSI-RS），并反馈预编码矩阵指示符（PMI）、秩指示符（RI）和信道质量指示符（CQI）等参数 [5], [6]。在时分双工（TDD）系统中，上行–下行互易性通过基于探测参考信号（SRS）的信道估计，部分减轻了反馈负担 [7]。

尽管奠定了这一基础，Release 15 仍面临一些局限，尤其是在频分双工（FDD）系统中，显式 CSI反馈会随着 gNB 天线端口数量增加而难以扩展。此外，用户设备的测量和报告流程具有被动性，在高移动性场景下往往会导致波束失准，促使后续版本进行改进。

B. 第16版 / 17：提升效率与鲁棒性

Release 16和17着重于提升实际部署中的效率与鲁棒性。一项重大改进是降低频分双工系统中的 CSI反馈开销。第16版引入了增强型Type-II码本，利用频域相关性和空间域压缩，在最大限度降低用户设备反馈开销的同时保留高分辨率信道信息。在此基础上，Release 17采用角度–时延互易性，根据上行SRS测量推断下行链路CSI。

时分双工系统也经过优化，以提升上行MIMO能力和整体传输效率。第16版支持灵活天线切换，使用户设备能够使用不同的天线配置发送SRS；第17版则将支持范围扩展至多达八条接收天线链路，显著提升了用户设备侧的接收性能 [8]。此外，部分SRS跳频通过实现多个用户设备之间的高效频率共享，提高了资源利用率。

为应对高移动性场景，第17版引入了统一传输配置指示符（TCI）框架。通过统一控制信道和数据信道的波束指示，该框架降低了信令开销和波束切换时延，使快速信道变化下的波束跟踪更加可靠。

C. 第18版 / 19：集成人工智能/机器学习的智能用户设备

随着Release 18和Release 19中5G-Advanced的到来，大规模多输入多输出已从性能驱动型架构演变为智能系统，重新定义了用户设备，使其成为主动且智能的实体。这一转变由多样化的用户设备外形尺寸、高度动态的信道条件以及人工智能/机器学习技术的集成所推动。

第18版专注于上行链路增强和移动性韧性。受固定无线接入（FWA）设备和车载终端等具有更灵活天线配置的先进用户设备启发，第18版引入了对最多八个上行链路层的支持，并扩展了解调参考信号（DMRS）端口数量，最多可达24个端口，以提升多用户多输入多输出容量 [8]。为应对高移动性场景中的信道老化，第18版中的用户设备利用从接收到的参考信号中提取的多普勒特性，主动预测即将出现的信道条件。

此外，人工智能/机器学习已成为信道状态信息框架的核心组成部分。第18版启动了基于人工智能/机器学习的信道状态信息报告研究，第19版进一步推进了这一工作，通过标准化用于信道状态信息预测和压缩的双端模型，使用户设备能够在本地学习复杂的信道特征[3]。此外，第19版引入了 UE 发起的波束管理 [9], ，使用户设备能够自主检测波束劣化并触发更新。这一能力确保了快速信道变化条件下的稳健连接，不再仅依赖网络驱动的控制。

III. 用户设备实现中的实际挑战

尽管 3GPP 标准化已制定功能规范，但这些规范所设想的性能与商业部署中实现的体验质量（QoE）之间仍存在显著差距。随着 6G 对吞吐量、时延和可靠性提出前所未有的要求，实现方面的挑战已不再局限于 gNB，也给用户设备带来了巨大压力。

与 gNB 不同，用户设备在外形尺寸、电池续航时间、热量散逸和成本方面面临严格限制。因此，要在商用用户设备上实现标准化功能，就需要改进硬件架构和智能控制机制，使其能够在这些限制条件下高效运行。本节从用户设备的角度探讨三个核心实现挑战：MPUE架构、设备端智能处理和节能运行。

A. 多面板用户设备架构

随着大规模多输入多输出系统持续发展，部署在 gNB 处的天线数量不断增加，而

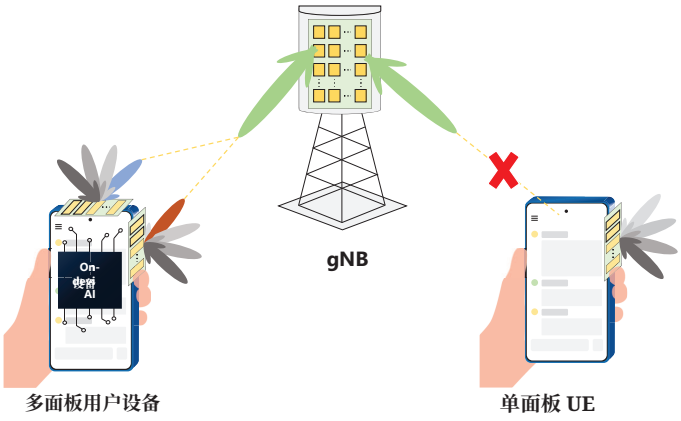

图1：多面板用户设备与单面板用户设备的链路鲁棒性概念对比。

用户设备受严格的外形尺寸限制，天线阵列的扩展能力先天受限。为解决这种不对称问题，并缓解毫米波（mmWave）和频率范围3（FR3）频段中严重的路径损耗，多面板用户设备架构应运而生，成为一项关键推动技术[10]。多面板用户设备架构不再依赖单个天线面板，而是将多个紧凑型天线面板分布在设备的不同区域，以增强空间覆盖和链路鲁棒性，如图1所示。

MPUE架构的实际实施涉及显著的硬件复杂度。为了有效利用有限空间，可采用边缘导向设计，将紧凑型天线面板布置在用户设备的正面、背面和侧边缘。然而，这种架构会增加射频（RF）链的数量，从而提高功耗和电路设计复杂度。此外，在高频段，手部造成的信号遮挡会成为主要的性能限制因素，因此必须优化面板布局，以避免遮挡或利用手部反射带来的增益。

除了物理布局方面的考虑，还需要采用智能面板控制算法来应对动态信道条件。在初始接入或切换流程中，激活多个面板可通过最大限度地捕获空间信息来提高测量精度。为减少不必要的功耗，具备上下文感知能力的面板切换算法会综合考虑用户握持模式和移动性等环境背景，以及瞬时信号强度，主动选择最优的面板组合。此外，在基于多面板用户设备的系统中，将物理层波束管理与更高层资源调度紧密结合的跨层设计，对于维持服务连续性和稳定性能至关重要。第五节对多面板用户设备架构的有效性进行了定量评估。

B. 设备端智能处理能力

3GPP 第18版和第19版引入的先进人工智能/机器学习功能，对用户设备提出了新的实现要求，尤其是在扩展现实（XR）和车联网（V2X）等沉浸式服务对时延极低和高可靠性的要求下。在这些场景中，仅依赖以网络或云为中心的处理来进行决策往往难以满足需求，因为信令时延较高，且无法快速响应信道变化。因此，智能处理能力正逐渐向用户设备侧转移，从而实现本地推理和控制。这种设备端智能能够提升响应速度，同时降低大规模多输入多输出系统中网络的信令开销和计算负担。

波束跟踪和预测在很大程度上依赖基于人工智能的模型，以主动缓解波束失准。值得注意的是，第19版标准化的用户设备发起的波束报告机制，使用户设备能够利用设备端智能预测波束质量下降，仅在需要时触发报告，从而减少信令开销和反应时间。此外，设备端人工智能还能够通过将高维信道信息提炼为紧凑表示来实现高效的信道状态信息压缩，从而降低上行反馈开销和gNB侧的处理负担。

除了这些功能之外，设备端智能还可利用本地可用的用户设备信息，增强大规模多输入多输出系统的上下文感知能力。通过利用位置、移动状态和传感器测量数据等设备特定数据，用户设备能够向gNB提供有价值的辅助信息。此外，用户设备可以检测干扰模式，并在本地采取主动缓解措施，或向gNB报告经过优化的干扰相关指标。这一能力补充了以下一代节点B为中心的干扰管理，并提高了系统级链路自适应的准确性。此外，与联邦学习和数字孪生框架的集成能够实现环境自适应运行，从而提升大规模多输入多输出部署的可扩展性和鲁棒性。

C. 用户设备能效运行

在大规模多输入多输出系统中，用户设备必须持续进行大量实时计算，以支持多面板运行、连续波束跟踪和高分辨率信道状态信息报告，这不可避免地会增加功耗。鉴于用户设备的电池容量有限，在保留电池寿命的同时实现低功耗运行，是实际部署高级 UE能力的先决条件，而不仅仅是性能优化。

商用数据流量具有显著的时空变化性。在这种情况下，以固定的电压和时钟频率运行基带，能效较低。因此，用户设备基带应纳入智能电源管理框架，根据瞬时计算工作负载和服务质量（QoS）要求动态调整运行状态。实现这一框架需要协调整合多种低功耗技术。具体而言，动态电压和频率缩放（DVFS）会根据计算需求实时调整供电电压和时钟频率[11]。与此同时，细粒度的功耗门控和时钟门控会有选择地关闭不活跃的波束成形路径或天线面板，以抑制漏电功耗。此外，快速休眠和非连续接收（DRX）等休眠控制机制会利用

表I：3GPP讨论中的三种用户设备类型及其能力配置 [12]

	代表性设备和服务	峰值数据速率	最大带宽	最大MIMO层数
A类	高性能增强型移动宽带（智能手机、扩展现实、固定无线接入、客户终端设备）	下行链路：10 Gbps 上行链路：2 Gbps	下行链路：≥ 200 MHz 上行链路：100 / 200 MHz	下行链路：≥ 4 上行链路: ≥ 2
B型	中端增强型移动宽带（可穿戴设备、轻量级扩展现实）	下行链路：200 Mbps-1 Gbps 上行链路：50 Mbps-200 Mbps	下行链路：100 MHz 上行链路：100 MHz	下行链路：1-2 上行链路：1
C型	低功耗物联网（传感器、工业设备）	下行链路：10 Mbps 上行链路：5 Mbps	下行链路/上行链路：FDD 为 5 MHz 下行链路/上行链路：TDD 为 20 MHz	下行链路：1-2 上行链路：1

流量的突发性，仅在数据密集时段启用高速链路，并在微空闲间隔内迅速切换至深度休眠状态。

总之，面向 6G大规模多输入多输出系统的 UE基带架构必须发展为智能功耗管理平台，并实现硬件与软件的紧密集成。此类平台对于在严格的电池限制下协同实现高吞吐量和超低时延至关重要，从而支持先进 UE能力的可持续、可扩展部署。

IV. 面向6G用户设备的结构创新

基于前文讨论的实现挑战，本节将探讨面向6G大规模多输入多输出系统的结构创新，重点关注以用户设备为中心的架构。在这一背景下，用户设备不再由单一规格定义，而是根据服务需求进行区分，并有望从孤立的设备演变为协作式网络架构中的积极参与者。

A. 重新定义6G用户设备类型

在6G系统中，无线生态系统预计将支持各种用户设备，从超高吞吐量的扩展现实设备，到超低功耗的物联网传感器和汽车平台 [13]。这种多样性对传统的“一刀切”用户设备设计理念提出了挑战；在高度异构的服务需求下，这种理念已不切实际。因此，近期3GPP讨论已转向模块化用户设备分类框架，按能力等级和应用场景对用户设备进行分类。这些类别通常称为A类、B型和C型，如表I所示。

A类用户设备代表能力最高的类别，涵盖扩展现实终端、固定无线接入设备和高端智能手机，这些设备需要极高的数据速率，例如下行链路速率最高可达 10 Gbps，上行链路速率最高可达 2 Gbps。为了支持宽带宽和多条MIMO层（通常超过四条下行链路层和两条上行链路层），这些设备必须集成大量天线和射频链，这不可避免地会增加硬件复杂度。除了作为高性能收发器外，A类用户设备还需要充当主动控制实体。它们可以利用强大的设备端处理能力，自主执行信道预测、波束跟踪和干扰管理等关键物理层功能。通过借助嵌入式人工智能在本地优化无线电条件，这些设备能够在降低网络侧信令开销的同时，维持超低时延的服务质量。

与具有极致性能目标的A类用户设备相比，B型用户设备属于中等能力设备，例如轻量级扩展现实智能眼镜和可穿戴终端，其设计主要受移动性和外形尺寸限制驱动。尽管它们的性能要求低于A类用户设备，但仍然需要明显高于C型用户设备的连接能力。对于B型用户设备而言，关键挑战是在尺寸、散热和功耗受到严格限制的情况下，维持稳健的大规模多输入多输出性能。B型用户设备并不依靠增加物理天线数量，而是采用注重效率的技术，包括智能波束管理和轻量级人工智能模型，在严格控制功耗的同时保持稳定的连接能力。

在光谱的另一端，C类用户设备包括工业传感器和紧凑型物联网节点等低功耗设备，对这些设备而言，电池寿命和成本效益是首要考虑因素。对于此类设备，采用大规模多输入多输出并非为了最大化数据速率，而是为了改善空间隔离和能效。通过利用 gNB 的高分辨率波束成形，可以有效抑制并分离大量设备之间的相互干扰，从而减少重传并提高可靠性。反过来，C类用户设备可以延长休眠时长，显著延长运行寿命。

B. 以用户设备为中心的大规模多输入多输出用于协作网络

预计单个用户设备的物理外形尺寸限制将成为大规模多输入多输出性能的主要瓶颈。为应对这些限制，以用户设备为中心的大规模多输入多输出范式应运而生。在该范式中，多个相邻设备（如智能手机、可穿戴设备和物联网传感器）被虚拟聚合并协同运行，作为单个分布式大规模天线阵列。该方法提高了协作分集和空间秩，从而显著扩展通信容量。此外，由分布式用户设备形成的更大有效孔径能够实现厘米级定位精度，为高精度定位服务创造新的机遇。

为了使分布式设备能够作为一个协调一致的虚拟阵列运行，协作用户设备之间的实时数据交换至关重要。传统的第二层或第三层解决方案，包括网络共享和 Wi-Fi连接，由于协议开销会产生毫秒级时延，因此不适用于扩展现实等时延敏感型服务。因此，需要在物理层实现超低时延的数据中继，即无需经过高层协议处理，直接转发信号。此外，跨异构

频段的协作，例如同时在 FR2 和 FR3 中运行，可能导致设备之间的数值体系失配。解决这一问题需要先进的同步技术以及互操作标准，以实现快速的跨频段转换。

构建虚拟天线阵列还需要准确掌握协作用户设备之间的相对几何关系，包括设备间距离、方向以及天线布局。这促使人们采用基于设备之间交换的到达时间和角度测量的三维相对定位，并结合融合本地传感器数据（例如惯性测量单元（IMU）读数）的混合定位。当设备彼此距离较近时，远场假设不再成立，必须考虑球面波传播。在此类近场区域中，准确的信号建模对于减轻相位误差并实现相干联合收发至关重要。

除通信之外，以用户设备为中心的大规模多输入多输出所提供的扩展孔径还带来了先进的感知能力，尤其是以用户设备为中心的通感一体化 [14]。例如，一组协作车辆或行人设备可以共同构建分布式多输入多输出雷达，从而以更少的盲区和更高的空间分辨率实现环境感知。然而，此类协作感知需要交换与用户位置、移动性及周围环境紧密相关的上下文敏感信息，这引发了严重的隐私问题。解决这些问题需要集成基于设备端处理和联邦学习的隐私保护机制，确保敏感的原始数据保留在本地，同时实现整个网络中的协同智能。

C. 人工智能/机器学习硬件加速器与联邦学习

为了切实实现前文讨论的智能处理能力，包括设备端人工智能处理和以用户设备为中心的协作，用户设备硬件架构亟需进行根本性创新。仅依赖通用处理器的传统设计，无法满足大规模多输入多输出系统所固有的大规模矩阵计算和实时人工智能推理工作负载的需求，尤其是在功耗和时延限制严格的情况下。

为满足这一需求，预计专用人工智能加速器（如神经处理单元（NPU））将在用户设备调制解调器架构中得到更广泛的集成。此类专用硬件可针对大规模多输入多输出处理中特有的复值矩阵运算进行优化，与通用处理器相比，能效可提升数个数量级，通常以每瓦每秒万亿次运算（TOPS）衡量。这使得用户设备能够在严格的功耗预算和毫秒量级的传输时间间隔内，于本地执行高性能人工智能推理。

除了原始计算能力之外，设备端人工智能的一大瓶颈来自用户设备内部的数据移动，而非计算本身。大型天线阵列的信道测量必须在内存和处理单元之间反复传输，从而造成显著的时延和功耗。为缓解这种开销，



图 2：由 NVIDIA Sionna RT 提供支持的巴黎大规模多输入多输出实验数字孪生框架。

新兴的架构技术（例如存内处理（PIM）和智能缓存）至关重要。通过在内存中或内存附近执行计算，这些方法能够减少数据移动，进而降低时延并提高系统级能效。

最后，要将用户设备的智能从单个设备扩展到网络层面，就需要联邦学习平台。每个用户设备利用自身环境中的观测数据在本地训练人工智能模型，同时仅向基础设施共享模型更新，例如梯度或参数增量。这种方法将原始数据保留在设备上，从而保护用户隐私，同时仍能训练出能够捕捉多样化传播条件的全局模型。因此，形成了一种混合处理架构：用户设备在本地执行实时推理，而网络负责大规模训练和聚合。在这一范式下，用户设备成为自主学习节点，在6G生态系统中持续适应。

V. 仿真结果与分析

本节利用高保真数字孪生仿真，对前文讨论的以用户设备为中心的设计原则进行验证。我们定量评估了3GPP第19版引入的用户设备发起的波束报告以及多面板用户设备架构，在真实移动性和传播条件下对系统吞吐量和信号与干扰加噪声比（SINR）的影响。

A. 数字孪生的作用与仿真设置

随着 6G大规模多输入多输出系统日益复杂，评估需要捕捉真实的传播、移动性和波束管理行为，而不能仅依赖抽象的信道模型或孤立的链路级分析。数字孪生平台提供统一的高保真环境，可在受控条件下复现真实部署条件，从而能够在实际运行场景中开展系统级评估。

我们的仿真使用 NVIDIA Sionna 框架作为数字孪生平台 [15]。如图 2 所示，我们通过纳入详细的三维城市几何结构和真实的移动模式来模拟密集城市部署场景。具体而言，车载用户设备以

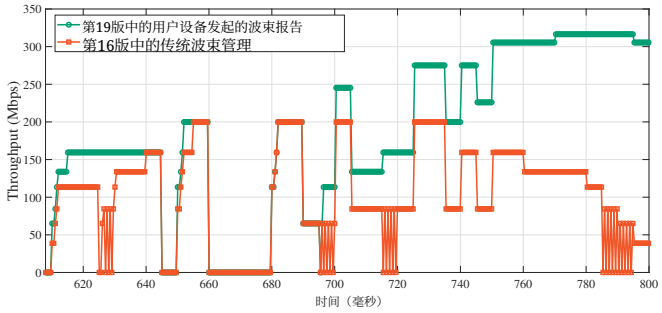

图3：移动场景下第16版与第19版的吞吐量对比。

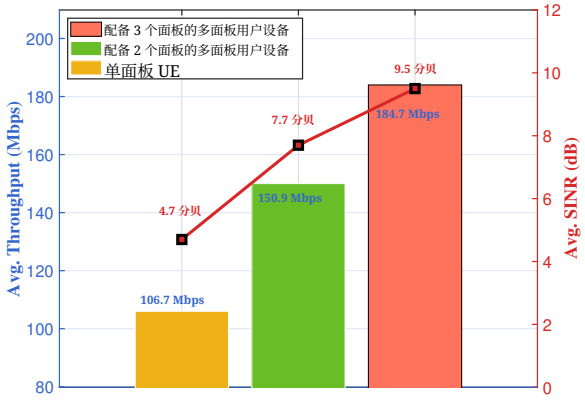

图 4：移动场景下单面板 UE 与多面板用户设备的平均信号与干扰加噪声比和吞吐量对比。

20 km/h 的速度移动，模拟真实城市交通中频繁的遮挡以及视距（LoS）到非视距的转换。信道传播由 NVIDIA Sionna 内置的射线追踪（RT）引擎生成，该引擎会沿着三维场景中的用户设备轨迹计算符合几何特性的多径分量。此设置能够准确模拟 gNB 与车载用户设备之间的波束动态，从而全面评估真实传播和移动条件下的波束管理性能。

B. 用户设备发起的波束报告性能

在现实的移动场景中，动态信道变化使及时进行波束对齐尤其具有挑战性。在第16版规定的传统以基站为中心的方案下，波束管理主要由高层配置驱动。用户设备对已配置的SSB/CSI-RS资源执行第1层测量，并按照无线资源控制（RRC）定义的流程报告测量结果；实际中，这些流程通常是周期性的。这会导致波束质量下降与后续波束更新之间存在时间间隔，从而增加波束失准的可能性。

为了评估这一影响，我们实现了第19版用户设备发起的波束报告机制，并将其与第16版基准方案进行比较。在第19版机制中，用户设备可以根据瞬时第1层测量结果和配置的触发条件启动波束报告，从而通过低层信令更及时地进行波束更新。请注意，此实现未采用显式预测或设备端智能，报告触发完全由测量驱动。

如图3所示，随着用户设备穿行于密集的城市环境中，由于波束更新延迟，第16版方案经常遭遇吞吐量急剧下降。相比之下，用户设备发起的波束报告允许用户设备在波束质量下降时立即触发报告，从而实现更快的波束切换并缩短波束失准时段。因此，第19版方案缓解了第16版基准方案中观察到的严重吞吐量骤降，表明动态的用户设备触发的报告能够有效维持时变信道环境中的稳健服务质量。

C. MPUE架构的优势

外形尺寸限制和人体导致的信号阻塞是限制大规模多输入多输出性能的主要用户设备侧因素。为验证所提出的硬件级方法的有效性，我们将传统的单面板 UE 与配备两个和三个天线面板的 MPUE 进行比较。

图 4 清晰地展示了链路鲁棒性与天线面板数量之间的关系。单面板 UE 的平均信号与干扰加噪声比为 4.7 分贝，而将面板数量增加到三个，可使平均信号与干扰加噪声比提升至 9.5 分贝。信号与干扰加噪声比的提升直接转化为更高的数据速率。因此，与单面板 UE 相比，三面板 MPUE 的吞吐量提升约 73.2%，从 106.7 Mbps 增至 184.7 Mbps。这些结果表明，第三节 A 部分讨论的 MPUE架构并非可有可无的设计选择，而是在实际阻塞条件下维持高吞吐量通信所必需的关键硬件演进。

除了定量增益之外，仿真结果还揭示了两个重要见解。首先，要满足 6G 所设想的可靠性和超高数据速率要求，必须综合考虑软件层面的演进（例如由 UE 发起的报告）和硬件层面的创新（以 MPUE架构为代表）。其次，结果凸显了数字孪生平台作为实用验证工具的价值，可用于设计和优化复杂度持续增长的下一代通信系统。总体而言，这些发现强调，用户设备不应被视为被动的终端，而应被视为能够显著影响系统级性能的核心智能节点。

VI. 结论

本文综合分析了大规模多输入多输出系统从5G到6G的演进，尤其关注用户设备角色的变化。通过考察标准化、实际实现和架构创新，我们指出，用户设备正从测量与反馈的终端，转变为下一代大规模多输入多输出系统中的主动参与者。通过回顾 3GPP

第15至19版，我们总结了用户设备能力如何从传统的CSI反馈，逐步发展为响应更灵敏的测量、报告和波束管理。我们还讨论了实际的设备级挑战，强调了多面板用户设备架构、设备端处理和高能效基带设计的重要性。总的来说，6G大规模多输入多输出系统的成功，需要用户设备与网络协同设计，而非仅依靠以网络为中心的创新。具体而言，动态用户设备触发测量与报告可在信道快速变化时降低反应时延；基于MPUE的硬件演进可缓解外形尺寸和遮挡方面的限制；高效的设备端处理则可在严格的功耗预算下实现可扩展智能。为推动架构持续创新，还必须解决尚存的系统级挑战，包括用户设备协作所需的可靠跨设备同步、实际芯片组中的功耗感知实时推理，以及异构部署环境中的互操作信令支持。

致谢

本研究由三星电子株式会社（IO251210-14274-01）资助；本研究由韩国政府（科学技术信息通信部）资助的信息通信技术规划评估院（IITP）6G·云研究与教育开放中心（IITP-2026-RS-2024-00428780）项目资助；本研究部分由韩国政府（科学技术信息通信部）资助的信息通信技术规划评估院（IITP）-信息技术研究中心（ITRC）项目（IITP-2025-RS-2020-II201787，贡献率 10 %）资助。

参考文献

[1] E. G. Larsson, O. Edfors, F. Tufvesson, 和 T. L. Marzetta，“面向下一代无线系统的大规模 MIMO”，IEEE通信杂志，第52卷，第2期，第186–195页，2014年2月。[2] K. Liu, S. Cai, X. Gao, X. Liu, C. Dong, Z. Zhang, J. Lian, J. Tan, L. Zhang, 和 M. Zhang，“第18版下行链路MIMO的新空口增强”，IEEE Commun. Stand. Mag.，第7卷，第2期，第48–55页，2023年6月。[3] X. Lin，“迈向6G的桥梁：3GPP第19版中的5G-Advanced演进”，IEEE Commun. Standards Mag.，第9卷，第1期，第28–35页，2025年3月。[4] A. Ghosh, A. Maeder, M. Baker, 和 D. Chandramouli，“5G演进：对3GPP Release 15之后5G蜂窝技术的展望”，IEEE Access，第7卷，第127 639–127 651页，2019年9月。[5] 3GPP，TS 38.213，“5G NR：控制物理层过程”，V17.1.0，2022年5月。[6] 3GPP，TS 38.214，“5G NR：数据物理层过程”，V17.2.0，2022年7月。[7] 3GPP，TS 38.211，“5G NR：物理信道和调制”，V18.6.0，2025年4月。[8] H. Jin, K. Liu, M. Zhang, L. Zhang, G. Lee, E. N. Farag, D. Zhu, E. Onggosanusi, M. Shafi, 和 H. Tataria，“大规模 MIMO向3GPP第18版演进”，IEEE通信选定领域期刊，第41卷，第6期，第1635–1654页，2023年6月。[9] R1-2504472，“用户设备发起/事件驱动的波束管理”，3GPP RAN1，2025年5月。[10] Y. Heng, J. G. Andrews, J. Mo, V. Va, A. Ali, B. L. Ng, 和 J. C. Zhang，“5.5G和6G系统中波束管理的六大挑战”，IEEE通信杂志，第59卷，第7期，第74–79页，2021年7月。[11] L. Mo, A. Kritikakou, 和 O. Sentieys，“支持动态电压频率调节的多核处理器上的能耗—质量—时间优化任务映射”，IEEE Trans. Comput. Aided Design Integr. Circuits Syst.，第37卷，第11期，第2428–2439页，2018年11月。[12] R1-2505414，“6GR空中接口的总体设计考量”，3GPP RAN1，2025年8月。[13] A. Amiri, P. Paymard, P. Andres-Maldonado, S. Paris, K. I. Pedersen, 和 T. Kolding，“扩展现实服务的应用感知：5G-Advanced及后续演进”，IEEE通信杂志，第62卷，第8期，第38–44页，2024年8月。[14] F. Liu, Y. Cui, C. Masouros, J. Xu, T. X. Han, Y. C. Eldar, 和 S. Buzzi，“通感一体化：迈向面向6G及后续发展的双功能无线网络”，IEEE通信选定领域期刊，第40卷，第6期，第1728–1767页，2022年6月。[15] J. Hoydis, F. A¨ıt Aoudia, S. Cammerer, M. Nimier-David, N. Binder, G. Marcus, 和 A. Keller，“Sionna RT：用于无线电传播建模的可微射线追踪”，载于IEEE Globecom研讨会论文集，2023年12月，第317–321页。

个人简介

Kwonyeol Park（kwon10.park@kaist.ac.kr）于2014年获得高丽大学电气工程硕士学位。目前，他正在KAIST电气工程学院攻读博士学位。自2015年以来，他一直在三星电子S.LSI部门担任高级工程师。

Hyuckjin Choi（hyuckjin.choi@lge.com）于2024年获得KAIST电气工程学院博士学位。目前，他在LG电子CTO部门担任高级工程师。

Geonho Han（ghhan6@etri.re.kr）于2025年获得KAIST电气工程学院博士学位。目前，他在ETRI担任研究员。

Gyoseung Lee（iee4432@kaist.ac.kr）于2023年获得KAIST电气工程硕士学位，目前正在该校攻读博士学位。

Yeonjoon Choi（yeonjoon.choi@kaist.ac.kr）于2018年获得成均馆大学电气与计算机工程硕士学位。目前，他正在KAIST电气工程学院攻读博士学位。自2018年以来，他一直在三星电子S.LSI部门担任高级工程师。

Sunwoo Park（sunwoo0428@kaist.ac.kr）于2018年获得汉阳大学计算机科学与工程学士学位。目前，他正在KAIST电气工程学院攻读硕士学位。自2018年起，他在三星电子S.LSI部门担任工程师。

Junil Choi（junil@kaist.ac.kr）于2015年获得普渡大学电气与计算机工程博士学位。现任KAIST电气工程学院副教授。