

# 基于深度学习的毫米波大规模 MIMO 信道估计 与波束成形联合优化方法

汪江宇

西南电子技术研究所 四川 成都 610036

**摘要:** 随着 5G-A、6G 移动通信技术的飞速发展,毫米波大规模 MIMO 因具备大带宽、高波束增益等优势成为关键核心技术,但其高频段传播损耗大、信道稀疏且维度高的特性,导致传统信道估计与波束成形分离设计方法存在复杂度高、估计精度低、波束成形鲁棒性不足等问题,难以满足系统实时性与性能要求。基于此,本文针对毫米波大规模 MIMO 信道估计与波束成形联合优化问题展开分析,引入深度学习技术构建适配的网络架构,建立联合优化的数学模型与实现方案,搭建天线电磁仿真环境完成算法验证,旨在降低联合优化计算复杂度,提升信道估计精度与波束成形的波束增益及鲁棒性,为毫米波大规模 MIMO 技术的工程化应用提供高效的算法与实现参考。

**关键词:** 毫米波通信;大规模 MIMO;深度学习;信道估计;波束成形;联合优化

## 引言:

随着 5G-A 商用化推进与 6G 研发的深入,毫米波大规模 MIMO 凭借大带宽、高空间分辨率与波束增益的技术优势,成为实现超高速率、超大容量无线通信的核心支撑。但毫米波高频段传播特性带来的信道稀疏性、高维度性与强动态性,使传统信道估计与波束成形分离设计方法面临计算复杂度高、估计精度受限、波束鲁棒性不足等难题,难以适配系统实时性与性能需求。深度学习凭借强大的特征提取与非线性拟合能力,为解决该联合优化问题提供了新路径。本文围绕毫米波大规模 MIMO 信道估计与波束成形联合优化展开研究,结合天线电磁特性与算法设计逻辑,构建深度学习驱动联合优化方案,为提升毫米波通信系统传输性能提供技术参考。

## 一、毫米波大规模 MIMO 系统基础与理论模型

### (一) 毫米波大规模 MIMO 信道传播特性与建模

毫米波频段的电磁波传播呈现出与传统微波频段截然不同的空间特性,其高频段特性导致信号在传播过程中存在严重的自由空间路径损耗,同时易受大气吸收、雨衰等环境因素影响,传播距离与覆盖范围受到显著限制。此外,毫米波信号的绕射能力较弱,传播过程中以视距传播为主,非视距传播路径则依赖于反射、散射等多径分量,信道呈现出明显的稀疏性特征,多径数目远少于传统通信系统,且各径的角度域与时延域分布具有较强的聚类性。

针对毫米波大规模 MIMO 的信道传播特性,需构建兼具精准性与简洁性的信道模型,为后续信号处理算法设计奠定理论基础。基于几何绕射理论的几何信道模型成为主流建模方式,该模型通过刻画散射体的空间位置与传播路径,将信道冲激响应分解为多个离散的多径分量,可精准表征信道的角度、时延与增益信息。

### (二) 信道估计与波束成形的基本原理

信道估计是毫米波大规模 MIMO 系统实现可靠通信的前提,其核心是通过接收端的训练序列与接收信号,对信道状态信息进行精准估计与重构。由于毫米波大规模 MIMO 系统天线阵列规模大、信道维度高,直接进行信道估计会产生巨大的训练开销与计算复杂度,因此需利用信道的稀疏性特征,通过压缩感知等技术降低估计维度,在减少训练开销的同时保证估计精度。信道估计的性能直接决定了后续波束成形的设计效果,精准的信道状态信息是实现波束定向传输、提升波束增益的关键基础。

波束成形作为毫米波大规模 MIMO 系统的核心信号处理技术,通过对天线阵列的发射或接收权值进行优化设计,实现电磁波能量的定向汇聚,以此补偿毫米波信号的传播损耗,提升接收端的信号功率。其基本原理是利用信道状态信息,构建与信道特性相匹配的权值矩阵,使天线阵列在目标用户方向形成高增益波束,同时在干扰方向形成零陷,抑制多用户间的干扰。

### (三) 联合优化问题的数学建模与约束条件

毫米波大规模 MIMO 信道估计与波束成形的联合优化，本质是将两个相互耦合的信号处理环节作为整体进行优化设计，突破传统分离设计的性能瓶颈，实现系统整体性能的提升。联合优化问题的数学建模需以系统传输速率、信干噪比等性能指标为优化目标，将信道估计的误差特性与波束成形的权值设计纳入统一的优化框架，构建以信道估计参数与波束成形权值为优化变量的目标函数，实现二者的协同优化。

在构建联合优化数学模型的过程中，需充分考虑系统的实际工程约束，使模型具备实际可实现性。首先需考虑天线阵列的硬件约束，天线的发射功率存在上限，波束成形权值矩阵需满足总发射功率约束，避免超出硬件设备的性能范围。其次需考虑训练开销约束，信道估计的训练序列长度直接影响系统的频谱效率，需在模型中对训练开销进行合理限制。同时，毫米波信道的稀疏性约束与大规模天线阵列的维度约束也需纳入模型设计，通过引入各类约束条件，使联合优化问题的解兼具最优性与工程可实现性，为后续算法设计提供严谨的数学依据<sup>[1]</sup>。

## 二、深度学习基础与联合优化网络架构设计

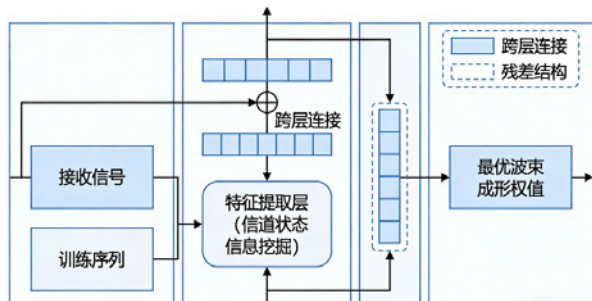


图 1: 基于深度学习的信道估计与波束成形联合优化网络架构

### （一）适用于通信场景的深度学习模型选择

深度学习模型的特性与通信场景的技术需求高度适配是算法设计的核心前提，毫米波大规模 MIMO 系统对模型的特征提取能力、计算效率与泛化性能均提出严格要求。传统深度学习模型的结构设计需结合信道估计与波束成形的任务特性进行改进，针对信道的稀疏性与高维度特征，需选择具备强特征挖掘能力的网络结构，同时兼顾系统实时性需求，控制模型的参数量与计算复杂度，避免过度建模导致的工程实现困难。

不同深度学习模型在通信信号处理中展现出差异化的适配性，卷积神经网络善于提取数据的局部相关特征，可有效挖掘信道的空间域与角度域特征；循环神经网络对时序数据的处理具有天然优势，适用于动态信道

的时变特性分析；而深度学习的端到端模型可将信道估计与波束成形整合为统一的学习任务，契合联合优化的设计理念。结合毫米波大规模 MIMO 的任务需求，通过模型结构的轻量化改进与特性融合，实现模型性能与工程实用性的平衡。

### （二）信道估计与波束成形联合优化网络架构设计

信道估计与波束成形联合优化网络架构的设计需依托二者的耦合关系，打破传统分离设计的架构壁垒，构建端到端的一体化学习框架。网络架构以接收信号与训练序列为输入，通过多层网络的特征变换与非线性映射，直接输出最优的波束成形权值，将信道估计的隐式特征提取融入波束成形的权值优化过程，实现两个任务的协同学习与联合优化，消除分离设计中估计误差的累积传递效应。

网络架构的设计需兼顾特征提取层与决策输出层的协同性，前序特征提取层通过深度卷积与全连接层的组合，挖掘接收信号中蕴含的信道状态信息，实现信道特征的精准表征与维度降维；后序决策输出层基于提取的信道特征，结合系统性能指标完成波束成形权值的优化求解，同时引入跨层连接与残差结构，缓解深层网络的梯度消失问题，提升网络的训练稳定性与特征传递效率。整体架构遵循通信系统的信号处理逻辑，实现深度学习与毫米波通信技术的深度融合<sup>[2]</sup>。

### （三）网络训练目标与损失函数设计

网络训练目标的设定需锚定毫米波大规模 MIMO 系统的核心性能指标，以提升系统传输性能为根本导向，将信道估计精度与波束成形的信干噪比、系统容量等指标纳入统一的训练目标体系，实现多指标的协同优化。训练目标需兼顾理论最优性与工程可实现性，通过量化的性能指标将联合优化的工程需求转化为深度学习模型的可学习目标，引导网络在训练过程中向系统性能最优的方向收敛。

损失函数是连接训练目标与网络参数优化的核心载体，其设计需精准反映系统性能的偏差程度，实现对网络训练过程的有效约束。针对联合优化任务，采用多目标融合的损失函数设计思路，将信道估计的均方误差损失与波束成形的信干噪比损失进行加权融合，同时引入正则化项约束波束成形权值的功率范围，契合系统的硬件约束条件。

## 三、毫米波大规模 MIMO 联合优化方法的实现与验证

### （一）联合优化算法的软件实现流程

联合优化算法的软件实现需遵循模块化设计原则，

依托深度学习框架与数字信号处理库，完成从算法模型到工程代码的转化与落地。实现过程以理论模型为核心，先完成网络模型的结构化编码，将信道估计与波束成形的联合优化逻辑转化为可执行的计算图结构，同时针对毫米波通信的实时性需求，对网络前向传播过程进行算子优化与计算加速，减少数据处理的时延损耗<sup>[3]</sup>。软件实现的后续环节聚焦于数据交互与流程闭环设计，构建适配毫米波大规模 MIMO 系统的信号输入输出接口，实现接收信号、训练序列与波束成形权值的高效数据传输与格式转换。

## （二）天线阵列与电磁传播仿真环境搭建

天线阵列与电磁传播仿真环境的搭建是验证联合优化方法性能的重要基础，需兼顾天线的物理特性与电磁传播的实际规律，构建高保真的系统仿真平台。针对毫米波大规模 MIMO 的阵列特性，基于电磁仿真软件完成阵列天线的辐射方向图、增益与极化特性建模，精准表征大规模阵列的空间辐射特性，同时结合实际工程场景，引入天线阵元的幅相误差与互耦效应，提升仿真环

境的真实性与贴合度<sup>[4]</sup>。

## （三）联合优化方法的性能指标与验证准则

联合优化方法的性能指标体系需围绕毫米波大规模 MIMO 系统的核心传输需求构建，从信道估计与波束成形两个维度出发，建立多维度、量化的性能评价指标。信道估计维度选取均方误差、估计精度与归一化均方误差作为核心指标，精准表征算法对信道状态信息重构能力；波束成形维度则以信干噪比、系统容量、波束增益与误码率为关键指标，全面评价波束成形的定向传输与抗干扰性能，实现对联合优化方法的全方位性能刻画<sup>[5]</sup>。

性能验证准则的制定需遵循对比性、层次性与工程性的原则，保障验证结果的科学性与说服力。采用分层验证的思路，先完成算法的离线仿真验证，通过与传统分离设计方法、经典深度学习方法的对比，验证联合优化方法的理论性能优势；再结合仿真环境的硬件约束与实时性需求，开展半实物仿真验证，检验算法在接近工程实际场景下的可实现性与性能稳定性。

## 结 语：

本文围绕毫米波大规模 MIMO 信道估计与波束成形联合优化问题展开研究，结合深度学习技术的特征提取优势，完成了从理论建模、网络架构设计到算法实现与仿真验证的全流程研究工作。通过构建适配毫米波信道特性的深度学习网络，实现了信道估计与波束成形的端到端联合优化，突破了传统分离设计的性能瓶颈，有效降低了计算复杂度，提升了信道估计精度与波束成形的鲁棒性，同时结合天线电磁特性搭建高保真仿真环境，验证了所提方法在系统容量、信干噪比等指标上的优越性。受研究条件与技术场景限制，本文所建模型尚未充分考虑复杂动态信道的时变特性，算法的工程化实现效率仍有提升空间。未来可进一步融合轻量化网络设计与自适应学习策略，结合实际硬件平台开展半实物与实物验证，同时探索多用户、多场景下的联合优化方案，推动深度学习在毫米波大规模 MIMO 技术中的工程化应

用，为 6G 无线通信系统的建设提供技术支撑。

## 参考文献：

- [1] 刘庆利, 李晓宇, 李蕊. 基于深度强化学习的毫米波大规模 MIMO 系统资源联合优化 [J]. 电信科学, 2024, 40(10): 39-51.
- [2] 李焯, 郭婷婷. 混合 IRS 辅助大规模 MISO 中基于显性信道估计的联合波束成形设计 [J]. 计算机应用研究, 2023, 40(11): 3388-3393.
- [3] 马文焱, 戚晨皓. 基于深度学习的上行传输过程毫米波通信波束选择方法 [J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2019, 42(12): 1644-1648.
- [4] 郑娟毅, 张庆珏, 董嘉豪, 郭梦月, 杨溥江. 一种深度学习的波束空间信道估计算法 [J]. 计算机工程, 2024, 50(5): 298-305.
- [5] 徐友云, 许魁. 通感一体去蜂窝超大规模 MIMO 与高频段无线接入技术 [J]. 移动通信, 2022, 46(5): 17-25.

课题项目：国防基础科研项目（JCKY2023210A005）

作者简介：汪江宇（1989.08-），男，汉族，四川南部人，研究生学历，2022 年获得博士学位，工程师职称，研究方向：主要从事天线理论与设计，电波传播与无线通信，智能超表面技术，透射阵与反射阵。