5G 网络下 Massive MIMO 信道估计算法优化研究

黄智聪
广州城市理工学院，广东 广州 510800
DOI: 10.61369/TACS.2026080034

摘　　要： 大规模多输入多输出（Massive MIMO）技术作为第五代移动通信系统（5G）的核心关键技术之一，通过在基站端部署大规模天线阵列，显著提升了系统的频谱效率和能量效率。5G Massive MIMO 信道呈现出空间非平稳性、近场球面波传播以及高移动性下的时变特性等独有传播特征，进一步加剧了信道估计的难度。基于此，本文分析了传统信道估计算法的内在缺陷，剖析了5G Massive MIMO 信道的独有传播特性，并提出了相应的优化策略，旨在充分利用 Massive MIMO 信道在角度域、时延域的结构化稀疏特性，融合模型驱动与数据驱动的混合方法，实现高精度、低开销信道估计。

关 键 词： 5G；大规模 MIMO；信道估计；压缩感知；深度学习；空间非平稳性

Research on Optimization of Massive MIMO Channel Estimation Algorithm under 5G Network

Huang Zhicong
Guangzhou City University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510800

Abstract: As one of the core key technologies of the fifth-generation mobile communication system (5G), Massive Multiple-Input Multiple-Output (Massive MIMO) technology significantly improves the spectrum efficiency and energy efficiency of the system by deploying a large-scale antenna array at the base station side. The 5G Massive MIMO channel possesses unique propagation characteristics including spatial non-stationarity, near-field spherical wave propagation, and time-varying properties under high mobility, which further increases the difficulty of channel estimation. On this basis, this paper analyzes the inherent drawbacks of traditional channel estimation algorithms and the distinctive propagation features of 5G Massive MIMO channels, and puts forward corresponding optimization strategies. By fully exploiting the structured sparsity of Massive MIMO channels in the angular domain and delay domain and combining model-driven and data-driven hybrid approaches, high-precision and low-overhead channel estimation can be realized.

Keywords: 5G; massive MIMO; channel estimation; compressed sensing; deep learning; spatial non-stationarity

引言

移动通信技术的持续发展对稳定、可靠、高吞吐量的通信系统提出了越来越高的要求。大规模多输入多输出技术通过扩展传统 MIMO 系统，在基站侧部署数百甚至数千根天线，已成为5G 及未来6G 无线通信系统的关键技术之一。大规模多输入多输出在提升频谱效率和系统容量方面的显著优势，使其在智慧城市、智能交通、智能制造等垂直应用领域发挥着重要作用。然而，大规模多输入多输出的性能增益从根本上依赖于基站对信道状态信息的精确获取[1]。信道估计的准确性不仅决定了信号 recovery 的质量，还直接影响自适应调制与编码策略的选择。因此，探究5G 网络下大规模多输入多输出信道估计算法优化，具有重要意义。

一、传统估计算法内在缺陷

（一）导频开销随天线规模急剧增长

在频分双工大规模多输入多输出系统中，传统信道估计算法面临的首要难题是导频开销的急剧增长。LS 和 MMSE 等常规信道估计方法所需的导频数量随基站端天线数量呈线性增长趋势。当基站配置数百根天线时，导频开销将占用大量的时频资源，严重挤占数据传输的可用带宽，导致系统频谱效率显著下降。导频开销问题在时分双工（TDD）系统中同样不容忽视。虽然 TDD 系统可利用信道互易性在一定程度上降低下行信道估计的导频开销，但上行导频的数量仍需与用户终端数量及天线规模相匹配。随着连接设备数量的激增，导频资源的稀缺性愈发突出。

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

（二）高维矩阵求逆导致计算复杂度爆炸

虽然 MMSE 信道估计器具有较高的估测准确性，在实际的应用过程中，却需要对高维信道协方差矩阵进行逆运算，这给大规模 MIMO 网络带来了一定的问题：由于信道矩阵的规模会随着天线数量的增加而呈指数级增长，因此其矩阵求逆运算的时间也会大幅上升。这就使得基带处理设备面临巨大的计算量，并且会增加信道估计的时间，不能适应5G 的低延迟通讯的要求；而即使使用 LS 估计器代替，也有可能存在在高信噪比情况下的估测结果不理想的情况，在多站点环境中尤为明显。当存在较强导频干扰的情况下，LS 估计器的表现会更加糟糕。

（三）模型假设与真实传播环境的失配

传统信道估计方法存在一些理想的假设，在实际大规模 MIMO 中难以满足。首先是像 LS 或 MMSE 等算法中通常会假设信道是平稳的，并缓慢变化，但在5G 高频通信中这一假设并不成立，由于信道老化导致利用历史信息进行的信息预测偏离了真实的信道状态。此外，常规的方法也常假定收发设备是完美的且信号模式呈线性。但是，实际上，由于诸如非线性的低噪音增益器、模拟数字转换器的量化错误等问题，标准的模型假设可能无法满足实际情况，从而影响到准确度的下降。尤其是在大尺度的毫米波 MIMO 体系结构中，而这个问题更加突出：越多天线意味着更多的射频连接以及模数转换器，这也将导致硬件的不完善，其累积效应不容忽视。

二、5G Massive MIMO 信道独有传播特性

（一）空间非平稳性

不同于传统 MIMO，大规模多输入多输出系统以大天线阵列，每个空间点上的天线单元都会有独立的通道多径特性，即所谓空间不稳定性 (Space Non-stationarity，SnS)。具体而言，由于大口径天线阵列的存在使得部分多径无法覆盖完整天线阵列：而只是在部分天线元上产生响应。这就揭示出了空间非稳态的重要特性：并不是所有的天线元都接收相同的多径成分，而是可能接受来自于不同源的不同多径分量的影响。空间非稳态对信道估计有多方面的影响，一方面，它破坏了传统信道模型中假设的信道空域平稳性，使得利用全阵元平均进行的统计数据方法失效 [2]。另一方面，空域非平稳意味着信道在不同天线位置上的相关性减弱，所以利用大量 MIMO 中天线间的相关性降低估计复杂度的方法不再奏效。

（二）近场球面波传播

由于采用大尺寸天线阵元的大规模多入多出技术具有不可忽视的近场效应，在通常情况下的传统 MIMO 系统中都采用了远场的平面波假设，即认为各个天线上接收信号仅有相位微小差异。然而在天线尺寸及传输距离相近的情况下，电磁波前将呈球形而非平面形态，这意味着信号到达不同天线单元的方式不仅依赖于相位，还依赖于幅度，因此信道模型中必须引入与距离相关的损耗因子。这种近场球面波效应为信道估计算法提出了新挑战。基于角域稀疏性的信道表示方法是以平板波假设为前提建立起来的，在近场条件下不再适用。信道参数空间维度从角度 - 时间二维扩展到了角度 - 时间 - 距离三维，待估计参数数目不断增加，并且由于近场效应使得信道空域稀疏结构发生改变，前文所述的离散傅立叶变换基已经不是最佳的稀疏表示基，我们需要探索能够有效表达近场信道的转换域新方法 [3]。

（三）高移动性下的时变特性

5G 网络的多样化应用场景涵盖了高速铁路、车联网等高移动性场景，这些场景中信道冲激响应随时间快速变化。Massive MIMO 信道在空间、时间和频率域均表现出非平稳特性。终端的快速移动导致多普勒频移显著，信道相干时间大幅缩短，要求信道估计算法能够在极短的时间内完成精确估计。信道的时变特性与传统估计算法的平稳假设之间的冲突，是5G Massive MIMO 信道估计面临的核心矛盾之一。在高速移动场景中，基于导频的信道估计面临着导频开销与信道跟踪速度之间的两难选择——增加导频密度可以提高跟踪精度但降低频谱效率，减少导频密度则可能导致信道老化误差累积 [4]。此外，高移动性还加剧了多普勒扩展引起的子载波间干扰，进一步恶化了基于 OFDM 的估计方法的性能。

三、5G 网络下 Massive MIMO 信道估计算法优化

（一）基于稀疏性挖掘的压缩感知方法

Massive MIMO 信道在角度域和时延域呈现出显著的结构化稀疏特性。这一特性为压缩感知理论在信道估计中的应用提供了天然的基础——压缩感知能够以远低于奈奎斯特要求的采样速率恢复原始信号，借助信道的稀疏性可大幅减少信道估计所需的导频开销。对于毫米波大规模 MIMO 信道来说，由于其路径主要分布在有限的角度区域范围内，在角度域上的通道矩阵具有稀疏性特征，所以人们将信道恢复问题转化为稀疏信号重构问题并利用正交匹配追踪和基追踪等方法进行求解 [5]。同时，透镜式天线阵列也可以实现对信道空间 - 波束域的映射，使得信道的稀疏性更加明显。关于利用时延域稀疏性方面，在无线通信系统的多径延迟扩展受限的情况下，冲击响应在时间维度上呈现稀疏形式，并基于此特点的一种称为结构化压缩感觉的信道估计方法可降低引导频率的成本；贝叶斯压缩感知应用于信道参数估计是建立在拉普拉斯或者高斯 - 尺度混合先验的基础之上的，从而可以利用稀疏贝叶斯学习中的学习方法来估计信道参数。这种方法不仅给出了准确的位置信息，还可以提供一个位置上的置信度，对后续的判决译码非常有利 [6]。

（二）基于学习与数据驱动的方法

深度学习的快速发展为 Massive MIMO 信道估计提供了新的范式。与传统基于模型的方法不同，数据驱动方法通过大量信道数据学习从接收信号到信道响应的端到端映射，无需显式的信道统计模型假设。在神经网络架构方面，卷积神经网络要用于挖掘信号通道之间的空间频率相关性以及随时间的变化特征；双向长短期记忆网络则用于挖掘其时变规律；深层次展开 (diep unfolding) 将传统的迭代优化算法 (如近似信息传输及稀疏贝叶斯

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

学习）中的每一个迭代步骤映射到神经网络中的一个单元，并且使用自动的方法去找到最优更新的方式[7]。这类方法能够结合模型驱动的高层次的理解以及从数据中学习到的自适应性，在精度、收敛速度等性能方面有优势。在具体的应用场景中，深度学习已被应用于毫米波大规模多输入多输出空间信道估计、频分双工系统（FDD）信号质量信息反馈增强及高速移动场景下信道预测等领域。研究证明，在复杂的动态环境中，采用深度学习方案比传统方案更有优势，尤其对于一些不能用传统方式来表征信道特性的场景。然而，基于大数据的方法仍然面临诸多挑战。首先，为了对深度学习模型进行优化，我们需要大量标注数据的支持，并且这些标注数据依赖于正确的通道检测，这就形成了一个“先有鸡还是先有蛋”的悖论。其次，受制于训练样例中的数据集分布约束导致的泛化能力不足，在实际使用场景中，当使用条件与训练条件差异较大时，这样模型性能就会急剧下降[8]。

（三）基于结构化先验的联合估计方法

上述两类优化方法并非相互排斥，将信道的结构化先验信息与数据驱动方法有机融合，已成为当前研究的重要趋势。在信道与目标参数的联合估计方面，无线通信感知融合可同时考虑信道及目标参数进行估计，在大规模 MIMO-ISAC 中可以利用目标信号反射信息获取角度先验知识，极大地降低了导频开销来实现信道估计[9]；而在联合信号处理中对信道和目标参数进行联合估计可以发挥二者之间的互补性，提高精度并减少开销。深度展开网络将压缩感知中的迭代优化方法以及深度学习中参数自适应性的特点完美结合在一起，在保证算法可解释性的同时可以基于数据进行最优参数设定和最优更新规则的学习，并在高信噪比条件下和低导频数约束下取得了优于纯模型类或纯数据类方法的结果。针对大尺度 MIMO 渠道的角度 - 时域 - 多普勒三维多元稀疏特性设计联合稀疏重构算法实现对不同维数信道特性的并行估计；利用多用户场景下各用户的频域信道共享稀疏性进行联合估计。此外，将频道估计结合后续的信号辨识、预编码等工作进行联合优化，有助于从系统全局的角度实现性能的最优权衡[10]。

四、结语

综上所述，5G 网络下 Massive MIMO 信道估计面临着传统算法固有缺陷与新型传播特性双重挑战的交织。5G Massive MIMO 信道呈现的空间非平稳性、近场球面波传播和高移动性时变特性，为信道估计引入了新的物理层约束。基于压缩感知的稀疏信道估计方法充分利用信道的角度域和时延域稀疏性，在降低导频开销方面成效显著；基于深度学习的数据驱动方法通过端到端学习复杂信道映射关系，在动态环境中展现出强大的自适应能力；基于结构化先验的联合估计方法则将模型驱动与数据驱动有机融合，兼顾了可解释性与性能优势。人工智能与通信物理层技术的深度融合、通信感知一体化框架下的协同估计，以及面向特定硬件架构（如低精度 ADC、混合模数结构）的定制化算法设计，将成为未来信道估计优化的重要方向。

参考文献

[1] 朱丽君 . 毫米波大规模 MIMO 系统中信道估计算法研究 [D]. 北京邮电大学 .2025.000229.

[2] 彭南 . 基于大规模 MIMO-OFDM 系统的 5G 通信信道估计算法研究 [J]. 中阿科技论坛（中英文），2023，(6)：103-107.

[3] 宁琦 . 基于深度学习的大规模 MIMO 系统信道估计算法研究 [D]. 沈阳航空航天大学 .2023.000240.

[4] 刘小兰 . 面向 6G 的新型信道估计算法研究 [D]. 江西理工大学 .2023.000223.

[5] 田永清 . 面向 B5G 的毫米波波束管理与信道估计算法研究 [D]. 北京邮电大学 .2022.001440.

[6] 翟银浩 . 大规模 MIMO 系统信道估计算法研究 [D]. 桂林电子科技大学 .2022.000686.

[7] 姜薇 . 大规模 MIMO 系统中稀疏信道估计算法研究 [D]. 南京邮电大学 .2020.000318.

[8] 宋世磊 .Massive MIMO 系统信道估计算法研究及实现 [D]. 西南交通大学 .2020.000744.

[9] 安茜雯 . 面向 5G 网络的安全的信道估计算法研究与设计 [D]. 北京交通大学 .2020.002043.

[10] 毛恒熙 . 基于深度学习的信道估计算法研究 [D]. 中国科学技术大学 .2020.000599.

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.