

基于深度学习辅助波束管理与 5G 网络容量优化

胡家熙

(华中科技大学 武汉 430074)

摘要: 系统容量又指信道容量,它是衡量无线系统通信能力的重要指标。以 5G 网络为研究对象,基于深度学习的信道估计,从波束管理方面分析了在使用大规模天线阵列技术(Massive MIMO)的情况下,如何提高系统容量。最后提出一种将 DenseNet 用于信道估计的设想。

关键词: 深度学习; 5G 网络; 波束管理; 大规模天线; 信道估计

1 引言

通信的发展与人类进步息息相关,移动通信是人类社会生活中不可或缺的一部分。移动通信系统从第一代移动通信网络(1G)开始逐渐发展,到现在已经发展到 IMT-2020(5G)^[1-2]。为了满足未来移动业务快速发展的需求,除了更宽的频带宽度,更为可靠、高效地信息传输,5G 网络还需要新型的无线网络结构和技术。系统容量作为衡量移动通信系统能力的重要指标之一,对评估 5G 网络性能有着很大的参考价值。如何运用波束管理方法和新型信道估计来提高系统容量是本文要讨论的问题。

2 5G 蜂窝网

2.1 5G NR

通信系统的中低频段能实现低衰落的稳定传输,但无法满足日益增长的带宽需求。与 4G 相比,5G 系统的一个重要不同点就是使用了高频毫米波频段。

基于 5G 非独立组网(NSA)架构的传输,载波只携带用户数据,4G 网络传输控制信令。NSA 架构中核心网和无线网都存在多种选择组合。5G 新空口(5G NR)是基于正交频分复用(OFDM)的 5G 接入网标准。与前几代不同,5G 频谱分配的基本原则为 Band-Agnostic,即 5G NR 不依赖、不受限于频谱资源,在低、

中、高频段均可部署^[3]。为了满足 5G 各种场景下的需求,其组网结构需要技术升级。

2.2 Massive MIMO 技术

5G 的关键技术是大规模天线阵列(Massive MIMO)。Massive MIMO 指的是发射端和接收端分别使用多个发射天线和接收天线,信号可以通过发射端与接收端的多个天线发送和接收,该方法最早由美国贝尔实验室提出。研究表明,小区中基站的天线数量趋于无限大时,AWGN、瑞利衰落信道等对信息传输的影响可以忽略,这大大提升了信息传输率。这样,在不增加天线发送功率和频谱资源的条件下,Massive MIMO 可以提升系统信道容量、频谱利用率和信号覆盖范围。

2.3 蜂窝系统容量

蜂窝系统容量为无线信道容量,指的是在一段固定频带中能够容纳的最大用户数(信道数)。信道容量可以用来衡量无线系统的频谱效率。Telatar 和 Foschini 分别于 1995 年和 1998 年研究了信道为独立瑞利衰落的无线 MIMO 系统的信道容量计算问题(见图 1),并给出计算公式:

$$C_m = N \log_2(1 + \rho) \quad (1)$$

其中 $N = N_t = N_r$ 表示收发天线数,在总发射功率等于单个天线的发射功率的条件下,利用多天线在同频上以分集形式收发可以取得正比于 N 的信道容量增益。

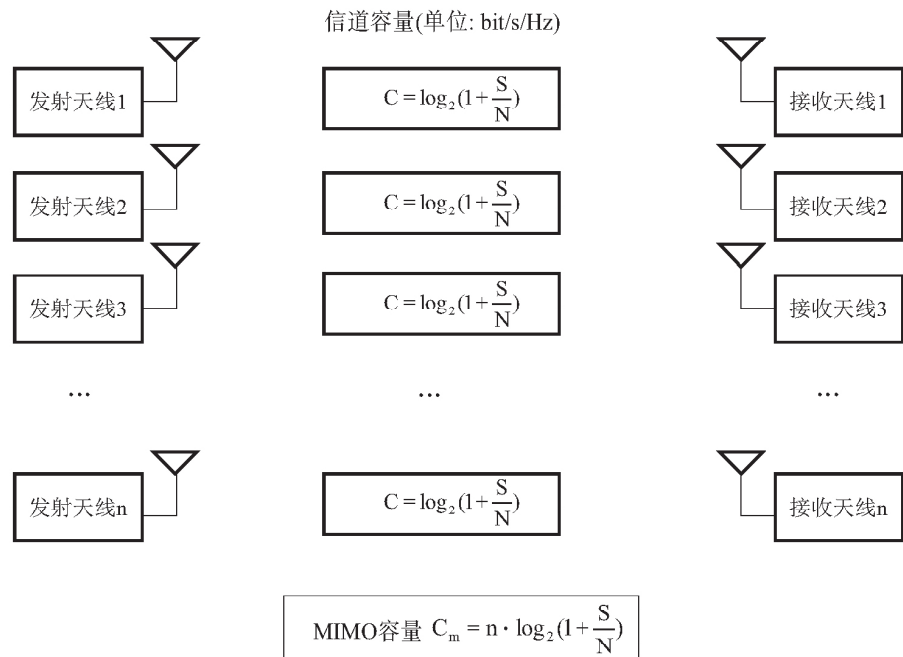


图 1 MIMO 系统信道容量

2.4 提升系统容量

5G NR 有两个频段: 450 MHz ~ 6 GHz 和 24.25 GHz ~ 52.6 GHz(毫米波频段), 高频使更大带宽成为可能。但是由传播路径损耗公式 $L_t(\text{dB}) = 92.4 + 20\lg(d) + 20\lg(f)$ 可知, 高频信号的传播损耗很严重, 而且高频信号穿透性也很差, 信号覆盖的难度很大。受多径效应和时变性等因素的影响, 信道的衰落矩阵 H 是一个随机变量, 难以测量。

下文从波束管理的角度提出一种有效解决方法: 基于深度学习(DL)的信道估计。

3 波束管理

3.1 波束赋形

在 Massive MIMO 系统中, 可以通过波束赋形改善信号传播问题。波束赋形通过一些算法调整多天线的幅度和相位, 赋予天线辐射波束特定的形状和方向, 为波束安排到终端的最佳路由。5G NR 考虑模拟-数字混合波束形成的多天线方案^[4], 以降低部署的成本和复杂性。毫米波段的波束相对窄, 不同波束有各自的辐射区域, 这些区域都很小, 信号之间不易相互干扰, 对传播环境影响小, 能提升系统信道容量和信号覆盖

范围。

另外, 二维天线阵列可以在两个方位和方位角方向上进行波束形成。这在空间上将更多的用户在垂直方向和水平方向上分开, 有效提高了系统容量。但是由于多天线技术在收发两端都有很多天线, 而且终端具有移动性, 高频信号受外部因素影响大, 需要基站用更复杂的策略管理波束, 对准终端的位置, 这就是波束管理。

3.2 波束管理

波束管理被定义为一组物理层/介质访问控制层的过程, 用于获取和保持一个基站-终端链路。5G 波束管理过程包括波束扫描、波束测量、波束选择、波束上报, 四个单元以周期运行, 不断更新, 以选择最优波束。为了达到最佳链路传输质量, 基站和终端需要根据信道信息选择波束方向并建立链路, 波束选择可以基于参考信号(RS)的测量来完成, 天线生成的参考信号基于束赋形的权重, 使 RS 在特定的波束方向上传输。波束测量可以基于基站发射的下行链路 CSI-RS, 或基于终端发送的上行链路探测参考信号(SRS)。对于这两种情况, 参考信号的数量取决于供选择的模拟波束的数量。下行中常用的发送波束测

量,基站会为波束管理提供一个参考信号,分时朝各个方向发射这个数字波束。终端采用固定接收波束接收并根据信道状态信息(CSI)、参考信号接收功率(RSRP)、参考信号接收质量(RSRQ)或接收信噪比(SINR)测量所有参考信号,选择出最佳波束建立链路(见图2)。

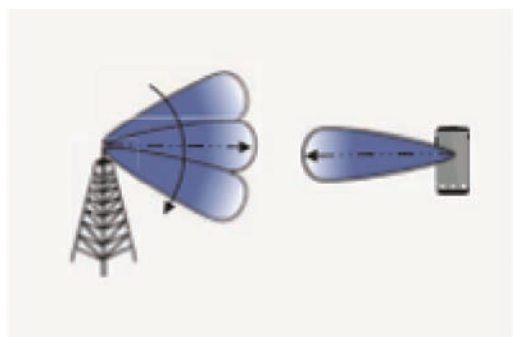


图2 波束选择

随后终端将最佳波束结果上报给基站,基站收到后发送控制命令给终端,终端根据控制信号调整波束。如果当前收发波束选择无法维持传输质量,且所有的候选收发波束均无法满足传输要求时,需要断开重新建立连接,这个过程称为波束恢复。波束管理可以在上行和下行两个方向进行。当信道互易性良好时,一个方向的波束管理可以基于另一个方向的波束管理结果。

2019年6月,随着IMT-2020的3GPP 5G解决方案正式提交给ITU,5G Beyond的标准化过程已经开始计划。对于5G波束管理的技术提出了一些改进的方向。5G以上的波束管理方案包括UL多面板同步传输,以终端为中心的面板管理和基于人工智能(AI)的波束管理等。

4 基于DL的信道估计

4.1 波束管理与信道估计

波束管理需要复杂的算法来控制光束,目的是要准确覆盖到分散在各个方向的多个终端。波束管理的依据就是准确的信道信息。信道的衰落矩阵 H 是一个随机变量,传统的信道估计方法准确估计信道有不错的难度。

4.2 深度学习与信道估计

人工智能与通信网络的结合是当今十分热门的研

究方向——智能通信。机器学习作为实现人工智能的主要方法,可以使用深度学习搭建的神经网络,通过大量训练样本,决策出最优参数。在密集毫米波网络中进行多用户波束管理时,系统需要基于信道状态平衡各种性能指标。因此获知准确的信道信息十分关键。

相较于传统的信道估计方法,深度学习可以通过已有的数据学习,在已有的模型基础上优化参数,可以很好地将低分辨率、高噪声图像还原成高分辨率、低噪声图像。基于这些原因,将信道响应建模成二维图像,用深度学习测定出更为准确的信道信息。

现在,许多研究都在探索深度学习在5G信道估计、波束赋形等方面的应用。如通过遗传算法、粒子群算法、蚁群算法^[5]调整小区内毫米波各个波束赋形的权值,以使小区的覆盖和系统容量达到最优^[6]。在接收机配备有限数量的射频链的毫米波束空间大规模多输入多输出系统中,基于学习去噪的近似消息传递网络学习信道结构,进行信道估计^[7]。采用ResNet-DNN神经网络对滤波器组多载波(FBMC)系统进行符号检测和信道估计^[8]等。

M. Soltani^[9]等人运用深度学习对信道进行最佳估计。其方法是导频在所有子载波的OFDM块开始处周期性地发送,导频被插入到一个菱形星座中的给定周期的时间轴和频率轴上,将多径传播造成的快衰落信道的时频响应建模为二维图像。将导频位置的信道响应视为低分辨率(LR)图像,将估计的信道响应视为建议的高分辨率(HR)图像。使用两个最近开发的基于CNN的(卷积神经网络)算法的SRCNN和DnCNN进行深度学习对信道进行估计。该篇文章结果表明,使用深度学习方法,利用信道网对信道进行最佳估计的性能优于传统的最小均方误差(MMSE)算法(见图3)。

本文基于前述研究提出了设想:利用DenseNet(稠密连接网络)进行信道特征的提取,进行信道估计。

4.3 DenseNet

DenseNet(稠密连接网络)是著名的残差网络(ResNet)的一种改进型,是在ResNet基础上优化的CNN模型。它的基本搭建思路与ResNet一致,但是它建立的是前面所有层与后面层的密集连接。

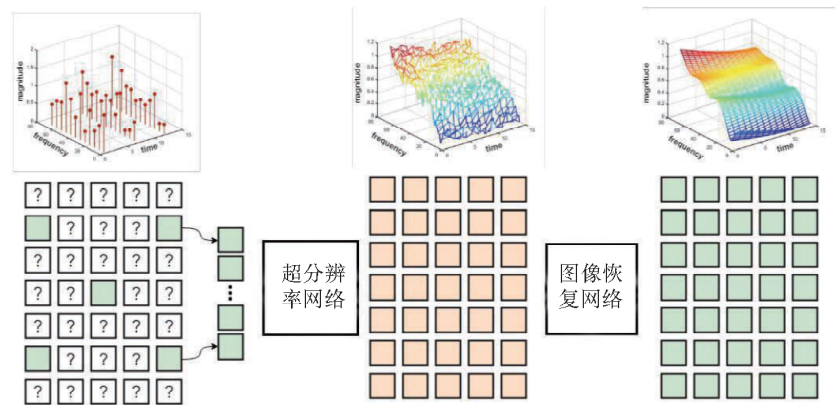


图3 基于 DL 的信道估计模拟管道

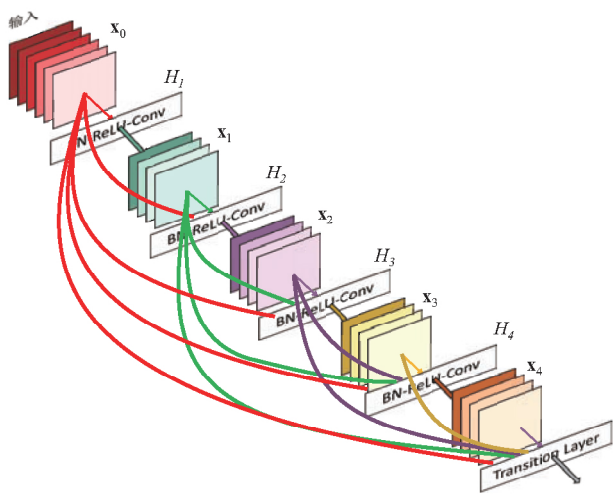


图4 DenseNet 模型

DenseNet 的优势在于稠密连接——每层都将之前所有层的输出作为输入,对于有 N 层的 DenseNet 网络,一共有 $N(N+1)/2$ 个连接。这种连接方式极大地缩短了层与层之间的距离,如图中的 H_4 层,可以直接

利用第一层的初始输入信息 x_0 ,也可以利用前层 H_1 到 H_3 对 x_0 处理后的信息。因此,这种连接方法强化了特征传播,很好地解决了多层神经网络梯度消失的问题,此外,DenseNet 还支持特征重用,能大幅减少参数数量。

将快衰落信道的时频响应建模为二维图像并将导频位置的信道响应视为低分辨率图像,与将要估计的信道响应视为高分辨率图像的方法无异^[10]。然后利用基于 DenseNet 进行信道估计。

DenseNet 搭建:在论文《Deep Residual Learning for Image Recognition》中提出的残差神经网络 ResNet(主干网络)基础上附加一些层而组成的新神经网络学习率 lr 初始值为 0.0001(build_model(densenet , $lr=1e-4$) 。

```
model = Sequential() #搭建模型
```

```
model.add( resnet)
```

主干网 ResNet50 结构如图 5 所示,其各层参数见表 1。

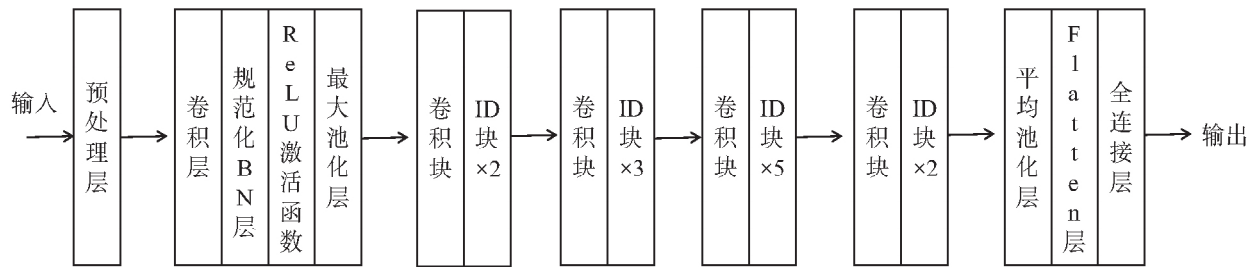


图5 ResNet 结构

表 1 ResNet50 各层参数

图层名称	输出大小	第18层	第34层	第50层	第101层	第152层
conv1	112×112	7×7, 64, Stride 2				
conv2_x	56×56	3×3, Max Pool, Stride 2				
		$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	Average Pool, 1000-d, fc, Softmax				
FLOPs		1.8×10^9	3.6×10^9	3.8×10^9	7.6×10^9	11.3×10^9

按照表 1 中所给参数搭建 ResNet50 ,搭建过程可以在 GitHub 上参考 ResNet50 的搭建代码。然后在主干网上附加一些层。

model.add(layers.GlobalAveragePooling2D()) #池化层,对空域(像素域)信号施加全局平均池化。

model.add(layers.Dropout(0.5)) #用 50% 的 dropout 层防止过拟合。

model.add(layers.BatchNormalization()) #规范化 BN 层,每一 batch 的输入都将前一层的激活值重新规范化。

model.add(layers.Dense(activation='softmax')) #Dense 全连接层,激活函数选择 softmax。

最后一层使用一个 3×3×64 过滤器重建输出。训练流程参见 III. C 中的过程^[9]。DenseNet 作为里程碑式的残差神经网络的改进型,正在帮助越来越多的领域取得突破。因此有理由相信 DenseNet 可以更为快速精确地进行信道估计。

5 结束语

本文分别从波束管理、信道估计方面分析了如何改善 Massive MIMO 的系统容量。对于大规模天线,好的波束管理是必要的,为此,必须获知准确的信道信

息。通过将快衰落信道的时频响应建模为二维图像,运用神经网络进行深度学习可以有效地进行信道估计,并在最后提出了用 DenseNet 作为学习网络的可能性。

参考文献

- [1] IMT-2020(5G) 推进组. 5G 无线技术架构[R], 2015.
- [2] IMT-2020(5G) 推进组. 5G 网络技术架构[R], 2015.
- [3] 许浩,张儒申. 5G 组网架构对比与演进方案[J]. 电信科学, 2020, 36(S1): 1-6.
- [4] 高秋彬,孙韶辉. 5G 新空口大规模波束赋形技术研究[J]. 信息技术与政策, 2018(11): 7-14.
- [5] 王绍江,张波,柯雅珠. 5G 毫米波智能波束管理[J]. 邮电设计技术, 2018(11): 7-11.
- [6] Yu-Ngok Ruyue Li, Bo Gao, Xiaodan Zhang, et al. Beam management in millimeter-wave communications for 5G and beyond[J]. IEEE Access, 2020, PP(99): 1-1.
- [7] H He, C Wen, S Jin, et al. Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018(7): 852-855.
- [8] 汪周飞,袁伟娜. 基于深度学习的多载波系统信道估计与检测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(4):

732-738.

- [9] M. Soltani , V. Pourahmadi , A. Mirzaei , et al. Deep learning-based channel estimation [J]. IEEE Communications Letters , 2019(23) : 652-655.
- [10] He K , Zhang X , Ren S , et al. Deep Residual Learning for Image Recognition [J]. arXiv: 1512. 03385 , 2015.

作者简介:

胡家熙 华中科技大学本科在读 ,主要从事空间通信等方面的研究工作

Assist beam management and 5G network capacity optimization based on deep learning

HU Jiayi

(Huazhong University of Science and Technology , Wuhan 430074 , China)

Abstract: System capacity (channel capacity) is an important factor to measure the communication capacity of wireless systems. Taking 5G network as the research object , this paper analyzes how to improve the system capacity in the case of massive MIMO from the aspect of beam management. Finally , this paper puts forward a new idea for using DenseNet for channel estimation.

Key words: deep learning; 5G network; beam management; massive MIMO; channel estimation

(收稿日期: 2020-08-15)