

基于 AI 的信道信息反馈性能提升

YZY 队

摘要

对于当前通信系统来说，物理层是通信服务得到保障的基础；而对于物理层来说，MIMO 则是基本的支撑技术；对于 MIMO 来说，准确地确定信道质量并做有效反馈及利用又是必不可少的关键问题。

针对官方提供的数据，本文将方法解耦成两部分，一个是排序模块，另一个是排序后的数据，按照幅值分配 bit，可以实现 bit 的合理分配；比赛只采用了全连接，没有使用卷积操作，其中设计了 DeepSplit 模块，使得模型可以在一定程度上即宽又深。另外，后期为了进一步压缩 bit，设置了混合 bit 压缩，可以 2、3bit 混合压缩。

关键词

4T4R, DeepSplit

1 比赛思路

1.1 比赛数据

该比赛官方提供了大量训练数据，即 60 万个训练样本，每例样本大小为 768，按照 $24 \times 16 \times 2$ 的顺序排列，其中分别对应 24 条传输径， 4×4 的收发天线对，以及实部和虚部。

1.2 比赛思路

根据对数据的分析，发现数据的幅值与行有较大关系，整体上数据幅值在行上的差异较大，故将模型解耦成两部分，一个是排序模块，另一个是排序后的数据，按照幅值分配 bit，可以实现 bit 的合理分配，最后根据排序值恢复顺序。

整体流程如下图 1 所示，先提取数据的行排序，并进行压缩与解压，得到恢复的排序，并利用该排序将信道数据排序，并对排序后的信道进行压缩，将信道压缩数据与排序压缩数据一同输出；在解压模块，排序解压模块与压缩模块中的解压模块是完全一致的，利用排序解压模块对排序压缩数据进行解压，同时信道解压模块对信道进行解压，最后用解压的排序数据对数据进行恢复。

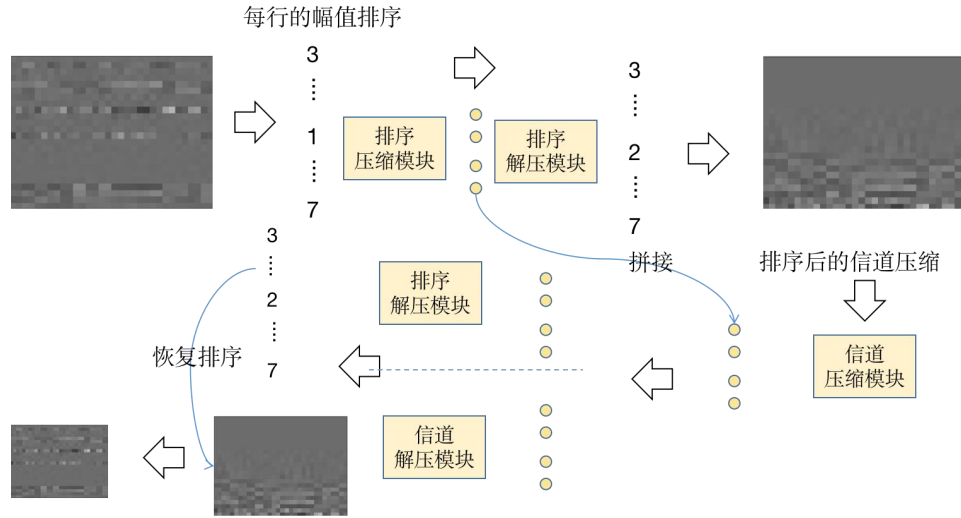


图 1 整体流程

2 比赛模型

根据上面的思路设计，本文一共需要两组信息进行压缩，一个是排序值，另一个是排序后的信道信息，故需两组模型，但这两者采用的模型是相似的，都是自行设计的 DeepSplit 模型。

2.1 DeepSplit

DeepSplit 是针对全连接模型设计的，主要目的是可以使得模型在一定计算量下达到有宽有深。

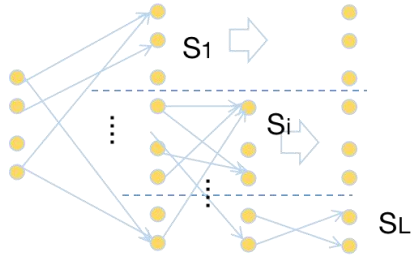


图 2 DeepSplit 模块

其中每一层的 Split 输出为：

$$S_i = \frac{L+1-i}{\sum_{j=1}^L L+1-j} Out \quad (1)$$

其中 out 为输出宽度；L 是总 Split 层数；i 是当前层；

2.2 排序压缩模型

该模型的输入是 24，压缩 bit 是 16*3，具体的结构如下所示：

表 1 排序压缩-解压结构

名称	输出宽度
Input	24
DeepSplit-4	600
DeepSplit-4	600
DeepSplit-4	300
全连接	16 (量化后是16*3=48)
DeepSplit-4	800
DeepSplit-4	600
DeepSplit-4	400
全连接	24

2.3 排序后信道压缩模型

不同行压缩的 bit 数是一样时，将共享模型。排序后信道压缩的 bit 是：[16, 16, 11, 11, 11, 9, 9, 9, 4, 4, 2, 2]，其中，最后 12 个通道用 0.5 值替代。各通道的压缩整体与排序压缩模型相似，唯一不同的是在解压模块中，会引入全局信息，该信息所有的 bit 经过两层全连接得到。该排序的具体结构如下所示：

名称	输出宽度
Input	32
DeepSplit-4	64*Bits//3
DeepSplit-4	80*Bits//3
DeepSplit-4	32*Bits//3
全连接	Bits
Cat GlobalInfo	Bits + 4 (全局Bit经过两个全连接得到)
DeepSplit-4	88*Bits//3
DeepSplit-4	72*Bits//3
DeepSplit-4	72*Bits//3
DeepSplit-4	64*Bits//3
全连接	32

表 2 排序信道压缩-解压结构

2.4 混合 Bit 优化

为了进一步压缩 bit，设计了一个混合 bit 优化，混合 Bit 的结构如图 3 所示。

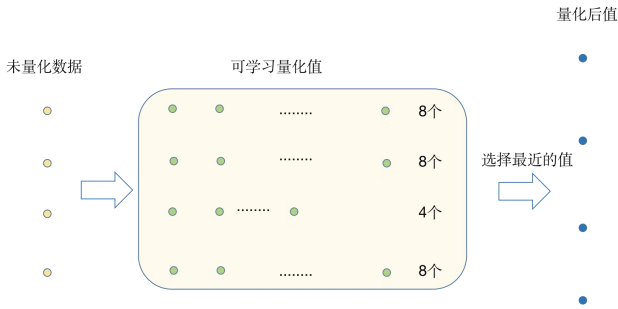


图 3 混合 Bit 结构

$$Out = Out + (Quant - Out).detach() \quad (2)$$

该模块的训练方式如公式（2）所示，不需要额外的量化层梯度回传操作。

另外，该模块可以用于 Finetune，减少方差较小的节点消耗的 Bit。

3 应用潜力

- 1) 利用解耦模块可以有效的根据数据信息量分配 bit，后期辅以分配算法，可以达到更优的情况。

- 2) 解耦模块中的排序模块容易过拟合，后期加大数据量可以有效降低过拟合，并进一步降低 bit 数量

4 创新与总结

4.1 一些尝试

- 1) 借鉴推荐算法中的特征交叉模块，易欠拟合；
- 2) 所有信道共享 backbone，易欠拟合；
- 3) 提高全局特征维度，对少 Bit 信道产生一定干扰；
- 4) 基于 VQ-VAE 修改量化方案，少 Bit 方案下易过拟合；
- 5) 在 Encoder 的 Inference 阶段引入轻量训练，将 Encoder 的输出看成一个可求解量， $Decoder(encoded) = X$ ，即 $encoded = Decoder'(x)$ ，这个求解可以用 SGD 来完成。考虑该方案需要在 Encoder 模块中嵌入 Decoder，模型会变大很多，同时可能存在违规风险，故没有采用，但本地测试有效。

4.2 创新

- 针对本次比赛，本文的主要创新点及特点如下所示：
- 1) 将任务解耦，分解成排序与排序后信道压缩，达到合理分配作用；
 - 2) 设计了 DeepSplit 模块，可以在一定计算量下能够达到又宽又深的作用；
 - 3) 引入混合 Bit 优化模式，可以有效提高模型性能

4.3 总结

本文利用排序与信道解耦的方式合理的分配 Bit，但分配算法实际可以进一步优化。

致谢

感谢 OPPO、DataFountain 平台提供这么优秀的比赛平台，且提供海量真实数据，让比赛更有价值与意义。

参考

- [1] Oord A, Vinyals O, Kavukcuoglu K. Neural discrete representation learning[J]. arXiv preprint arXiv:1711.00937, 2017.