综合论文训练开题报告

题目：深度学习在通信系统物理层的应用

系 别： 电子工程系

专 业： 电子科学与技术

姓 名： 朱邦华

指导教师： 王劲涛

2017年12月17日

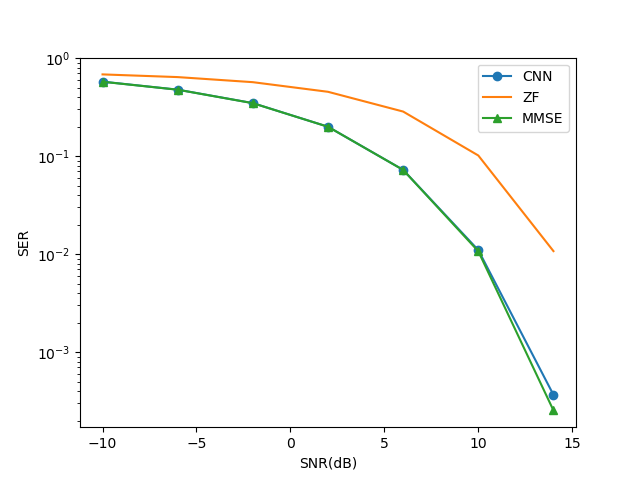
# 选题背景

在通信领域的物理层传输中，已经有很成熟的方法对不同类型的信道进行建模、针对各种硬件缺陷进行补偿、设计优化检测方案，确保可靠的传输的数据。大多数通信中的信号处理算法在统计学和信息论方面有坚实的基础，通常对于易处理的数学模型来说是最佳的。这些通常是线性的，平稳的，具有高斯分布。但是一个实际的系统有很多不完善的地方和非线性[4]（例如，非线性功率放大器（PA），有限比特位量化等）只能是近似的被这样的模型所刻画。

深度学习技术近年在图像处理、语音识别等领域取得了非常重大的突破。神经网络有强大的泛化能力与近似非线性函数的能力，这使我们想到是否可以使用神经网络的这一特性处理实际的通信系统。在通讯方面，我们可以设计传输信号，使直接的分析算法用于各种通道和系统的符号检测模型（例如，检测星座符号、高斯白噪声（AWGN）等等）。我们不期望深度学习能对物理层现有的算法带来很大的冲击，但我们认为DL可以提供一个思路，让我们从根本上重新思考通信系统设计的问题，并带来一定性能上的提高。因为在复杂的通信情况下很难用简单的数学模型来描述，而这些情景恰恰是深度学习大放异彩的地方。

# 工作内容

目前，我们已经对深度学习在物理层的应用做了一定的尝试。我们试着传输长度为500的QPSK信号，通过长度为4的多径高斯信道，比较在接收端仿真恢复的信号的误符号率。我们使用一层CNN，MSE作为损失函数（未知信道），训练数据共1000组导频，与已知信道下的最小均方误差方法（MMSE）与迫零法（ZF）的误符号率对比。效果如图1。



同时，我们还进行了量化的尝试，我们传输长度为500的QPSK信号，通过长度为4的多径高斯信道，在接收端首先对实部、虚部进行1bit量化，再进行恢复。结果在SNR > 7dB时，SER可以降到0.25以下，这是可以被编码纠正的SER上限。

# 预计结果

基于上述尝试，我们相信神经网络的确可以或多或少地在通信领域物理层起到一定的作用。之后的工作包括以下可能的方向：

1. 设计合适的神经网络，以解决其他的信道模型。包括频移、以及时变信道、非线性信道等等。其中时变信道是一个很令人感兴趣的点。此时信道矩阵每行的元素都不相同，用共参数的CNN是无法达到很好的效果的，是否可以用多个kernel的CNN去逼近这样的变换是一个很值得研究的课题。同时非线性信道在光通信中也有着很重要的地位，神经网络对非线性函数强大的逼近能力能保证这样的信道也能被很好地仿真、模拟出来。
2. 如何用更少的导频达到相同的效果。我们都知道深度学习需要较长的训练时间。为了解决这一问题，已经有很多公司在研究硬件加速深度学习的方法。我们在这里不考虑硬件的因素，尝试用算法来加速深度学习。其中导频的设计是很重要的一部分。如果我们能精妙地设计导频，使得它们包含的信息量最大，这样就能保证我们设计的深度学习系统有可能被应用到真正的系统中。同时，针对时变的信道，我们也可以通过在传输的信号中插入一段导频，边训练（fine-tune）边预测的方式来实现。
3. 量化以后如何恢复信号。众所周知量化是导致非线性的一个很重要的因素，这样针对不同的量化方法，我们可以设计不同的网络来恢复信号。更进一步地，我们可以将量化这一步放到神经网络中，让神经网络自动设计量化策略，从而达到整体的优化效果。

# 进度安排

寒假之前，我打算继续探索量化带来的非线性可用何种神经网络模拟，尝试各种现有的网络架构，同时试着设计网络结构，让系统自行设计量化的方法。

寒假期间，我打算学习、研究神经网络加速、寻找更少导频的方案。

开学以后：我打算探索时变信道的解决方案，模拟

# 现有资源

网络的输入、输出可直接通过仿真生成。而且由于有实际应用的考虑，网络不会过于复杂， 在计算上资源有保证。目前在物理层上深度学习的应用已有前人的一部分探索：An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer。

# 参考文献

O'Shea T J, Hoydis J. An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer[J]. 2017:1-1.

O'Shea T J, Karra K, Clancy T C. Learning to communicate: Channel auto-encoders, domain specific regularizers, and attention[C]// IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. IEEE, 2017.

O'Shea T J, Erpek T, Clancy T C. Deep Learning Based MIMO Communications[J]. 2017.