



基于深度学习算法的 OFDM 信号检测

常代娜¹ 周杰^{1 2}

(¹ 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

(² 新潟大学工学部电气电子工学科, 日本新潟 950-2181)

摘要: 为了提高正交频分复用(OFDM)无线通信系统的信号检测能力,提出了一种基于深度学习(DL)算法的信号检测框架来代替系统信号检测模块.首先利用迫零(ZF)均衡器重构深度神经网络(DNN)的输入;然后在离线训练中增加预训练阶段,以导频符号和数据符号作为训练数据,为训练阶段提供良好的初始参数;最后在线信号检测通过加载离线训练获得的最优参数进行信号检测.实验结果表明:当信噪比(SNR)为 25 dB 时,无预训练阶段和无 ZF 均衡器的框架性能相对于完整的 DL 信号检测框架性能分别损失了 2 和 4 dB;在导频符号数目减少和无循环前缀(CP)的情况下,DL 框架的误码率相比传统方法均明显下降;在不同信道参数下,DL 框架的性能损失比传统方法更小.ZF 均衡器和预训练阶段均可提高 DL 框架性能,DL 框架能更好地检测信号并具有较强的鲁棒性.

关键词: 深度学习; 信号检测; 正交频分复用(OFDM); 深度神经网络

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-0505(2020)05-0912-06

Deep learning-based signal detection in OFDM systems

Chang Daina¹ Zhou Jie^{1 2}

(¹ School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

(² Department of Electronic and Electrical Engineering, Niigata University, Niigata 950-2181, Japan)

Abstract: To improve the ability of signal detection in orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) wireless communication systems, a deep learning (DL)-based signal detection frame was proposed to replace the signal detection module. First, the inputs of a deep neural network (DNN) were constructed by a zero force (ZF) equalizer. Then, the pre-training stage with the pilots and data signals as training data, was added in offline training to provide optimal initial parameters for the following training stage. Finally, the online signal detection was carried out by loading the optimal parameters obtained by offline training. The results show that when signal-to-noise ratio (SNR) is 25 dB, compared with the complete DL-based signal detection frame, the frame performance without pre-training stage and without ZF equalizer loses 2 and 4 dB, respectively. In the cases of the less pilots and the removal of cyclic prefix (CP), compared with the traditional method, the bit error rate of DL-based frame is significantly reduced. With different channel parameters, the performance loss of DL-based frame is smaller than that of the traditional method. Both the ZF equalizer and the pre-training stage can improve the performance of DL-based frame. The DL-based frame can better detect signals and has better robustness.

Key words: deep learning; signal detection; orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); deep neural network

收稿日期: 2020-01-03. 作者简介: 常代娜(1995—),女,博士生;周杰(联系人)男,博士,教授,博士生导师, zhoujie45@hotmail.com.

基金项目: 国家自然科学基金面上资助项目(61771248, 61971167).

引用本文: 常代娜,周杰.基于深度学习算法的 OFDM 信号检测[J].东南大学学报(自然科学版),2020,50(5):912-917. DOI: 10.3969/j.issn.1001-0505.2020.05.017.

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术是一种广泛应用于无线宽带系统的调制方式,用于对抗无线信道中的频率选择性衰落。在无线信道中,接收信号往往因为信道特性而失真,在接收端必须估计和补偿信道效应以恢复发送信号。信道状态信息(channel state information, CSI)对 OFDM 无线通信系统的相干检测和解码至关重要,CSI 通常可以在检测到发送信号之前通过导频符号进行估计。导频符号在发送端和接收端之间是已知的,利用估计的 CSI 便可在接收端正确恢复发送信号。OFDM 无线通信系统信号检测问题一直是学术界研究的热点,传统方法有最小二乘(least squares, LS)法、最小均方误差(minimum mean square error, MMSE)法等。其中 LS 方法不需要信道统计量的先验,计算简单、复杂度低,但由于其不能消除噪声对导频符号的影响,因此其性能不够理想;MMSE 方法一般利用信道的二阶统计量来获得更好的检测性能,但其复杂度略高。

近年来深度学习(deep learning, DL)算法在无线通信系统中得到了广泛的应用,包括信道解码^[1-3]、CSI 反馈与重建^[4-5]、信道估计^[6-9]和信号检测^[10-14]等方面。文献[6]将信道矩阵看作二维图像,首先利用 LS 方法进行信道估计,然后将估计后的信道看作低分辨率图像,并作为神经网络的输入进行训练学习,其中先利用超分辨率算法提高低分辨率图像的分辨率,再利用图像恢复算法进行有效的去噪,实验结果表明该方法有效提高了信道估计的性能。然而该方法未利用好原始数据,导致了实验结果与理想结果的差距。与文献[6]相同,文献[7]也是将信道矩阵看作二维图像,将神经网络融入到迭代信号重建算法,设计了一种基于深度学习去噪的近似信息传递网络,利用大量数据学习信道结构,在较短时间内有效地进行信道估计,解决了由射频链路数量有限导致的信道估计难题。对于多径信道,文献[10]分别使用了卷积神经网络和循环神经网络对接收信号进行处理,实验结果表明在低信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)区域,这2种网络均可以获得良好的性能,然而随着 SNR 的增加,这2种网络相对于传统信道估计方法均失去了优势。

本文提出了一种用于 OFDM 无线通信系统的基于深度神经网络(deep neural network, DNN)的信号检测框架。首先对要丢入 DNN 模型中训练的 OFDM 发送符号建模,再通过迫零(zero force, ZF)均衡器和整形函数对接收信号和信道进行信号重

构,重构后的信号与发送信号功率一起作为 DNN 的输入进行离线训练。其次,在离线训练中,不同于文献[11]中的框架,本文在进行训练阶段前加入预训练阶段,通过共同训练导频符号和数据符号使得训练阶段得到一个理想的初始化,训练阶段通过训练导频符号得到 DNN 最优参数,在线信号检测通过加载此参数对信号进行检测。仿真实验结果表明信号重构的必要性,证明了 ZF 均衡器、发送信号功率等对于提升 DNN 性能的作用,并通过与传统方法比较,突出了 DL 在导频符号数量减少时和循环前缀(cyclic prefix, CP)去除后的优势,体现了 DL 信号检测框架具有更强的鲁棒性。

1 OFDM 无线通信系统

在 OFDM 无线通信系统中,发送端插入导频符号形成完整的 OFDM 发送符号,符号经过离散傅里叶逆变换转换为时域信号,接着加入 CP 形成完整的时域 OFDM 信号。接收端的信号被去除 CP 后进行离散傅里叶变换得到频域信号,信号检测模块从衰落失真的接收信号中进行信号检测,最后经过解调恢复出信息比特流。OFDM 无线通信系统通常基于由多个 OFDM 符号组成的物理帧,OFDM 的 1 帧包含 S 个连续的 OFDM 符号,如图 1 所示,第 s 个 OFDM 符号包含 N 个子载波,在这 N 个子载波中, N_p 个导频符号以格状类型排列,并分别以 I_t 和 I_f 的周期沿着时间轴和频率轴插入。假设 OFDM 的 1 帧共有 P 个导频符号和 D 个数据符号,则 $P = SN_p$, $D = SN_D$,其中 $N_D = N - N_p$ 为每个 OFDM 符号的数据符号个数。在时域中,CP 是时域 OFDM 符号最后一段的复制,并被添加到每个 OFDM 符号的开头,因此时域 OFDM 符号的总长度 $N_s = N_{CP} + N$,其中 N_{CP} 为 CP 的长度,加入 CP 可

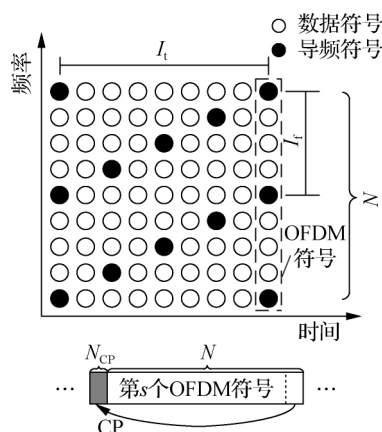


图1 OFDM 发送符号结构

防止符号间干扰,但 N_{CP} 不小于信道的最大时延 τ_{max} . 假设多径信道的总路径数为 R , 时延为 τ , 第 r 条路径的时延为 τ_r , 则多径信道冲激响应 $h(t, \tau)$

$$= \sum_{r=0}^{R-1} h_r(t) \delta(\tau - \tau_r), \text{ 其中 } t \text{ 为时间 } \delta(\tau - \tau_r) \text{ 为}$$

冲激函数 $h_r(t)$ 为第 r 条路径上的复数信号,并满足 $\sum_{r=0}^{R-1} \|h_r(t)\|^2 = 1$. 无线信道的模型表示为

$$y = x * h + z \quad (1)$$

式中 $*$ 表示循环卷积; 向量 y, x 和 z 分别为时域接收信号、时域发送信号和时域噪声信号; 向量 h 为信道响应 $h(t, \tau)$ 以采样间隔为 T_s 的离散表达. 式(1)在频域的表达为

$$Y = X \odot H + Z \quad (2)$$

式中 \odot 表示 2 个向量的元素对应相乘; Y, X, H 和 Z 分别为 y, x, h 和 z 的离散傅立叶变换.

2 用于信号检测的深度学习算法

本文设计了一种基于 DL 算法的信号检测框架. 先通过信道仿真数据进行离线训练得到最优参数,再在线检测信号. 为了更好地解决信道失真等问题,本文在离线训练中加入预训练阶段,使得神经网络模型在得到良好的初始化参数后进行训练. 在设计的基于 DNN 的信号检测框架中,输入信号经过重构后被送入 DNN 训练,从而补偿信道的影响,提高了信号检测的能力.

2.1 神经网络结构

DNN 由一个输入层、 $L-2$ 个隐层和一个输出层组成,如图 2 所示. 每一层由多个神经元组成,每个神经元将各个输入与相应权重相乘,再加上偏置,最后通过非线性激活函数输出. 本文中,隐层使用整流线性单元(rectified linear unit, ReLU) 函数 $f_{ReLU}(a) = \max(0, a)$, 其中 a 为函数的自变量. 输出层使用 Sigmoid 函数 $f_{Sigmoid}(a) = 1/(1 + e^{-a})$ 输出估计发送数据 \hat{v} . 因此,网络输出是输入的一系列非线性变换的级联,表达式为

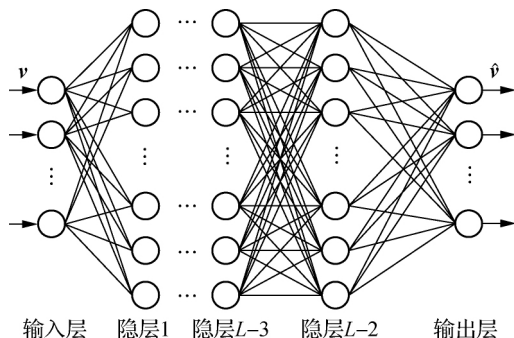


图 2 DNN 的基本结构

$$\hat{v} = f_{Sigmoid}^{L-1} (W_{L-1} f_{ReLU}^{L-2} (\dots f_{ReLU}^1 (W_1 v + b_1)) + b_{L-1}) \quad (3)$$

式中 v 和 \hat{v} 分别为 DNN 的输入和输出数据; $f_{ReLU}^1, f_{ReLU}^2, \dots, f_{ReLU}^{L-2}$ 表示 $L-2$ 个隐层使用 ReLU 函数; $f_{Sigmoid}^{L-1}$ 表示输出层使用 Sigmoid 函数; W_l 和 b_l 分别为 l 层的权重和偏置,其中 $l=1, 2, \dots, L-1$, 通过训练阶段最小化代价函数获得,本文选择 L2 正则化为代价函数,则模型的估计损失为

$$J(\theta) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\hat{v}(m) - v'(m))^2 \quad (4)$$

式中 $\hat{v}(m)$ 为第 m 个样本的发送信号预测值; $v'(m)$ 为该情况下发送信号的真实数据; M 为训练样本集中的总样本数; $\theta = \{W_l, b_l\}_{l=1, 2, \dots, L-1}$ 为权重和偏置的参数模型,本文选用 RMSProp (root mean square prop) 算法进行迭代更新.

2.2 基于 DNN 的信号检测

本文设计了一个基于 DNN 的信号检测框架来代替 OFDM 无线通信系统的信号检测模块. 许多信道模型已经被开发出来,这些模型能够很好地利用信道统计数据描述真实的信道,利用这些信道模型,可以通过仿真得到训练数据. 在每个仿真中,首先生成一个随机数据序列作为发送信号,然后利用导频符号生成相应的 OFDM 帧,在信道模型的基础上,对当前随机信道进行了仿真,接收到的 OFDM 信号是基于当前信道失真(包括信道噪声)的 OFDM 帧得到的. 为了得到一个有效的用于信号检测的 DNN 框架,本文设计的框架包括离线训练和在线信号检测,其中离线训练分 2 个阶段:预训练阶段和训练阶段. 在预训练阶段,利用接收到的 OFDM 样本对模型进行训练,在训练阶段,再次利用仿真数据得到最优参数.

如图 3 所示,在预训练阶段,首先利用信道仿真收集 OFDM 的 1 帧中包含导频符号和数据符号在内的所有 OFDM 系统信息,将接收信号 Y 、插入导频后的发送信号 X_{DP} 和待复原的原始发送信号 X_D 作为框架的训练数据. 为了弥补信道的影响以

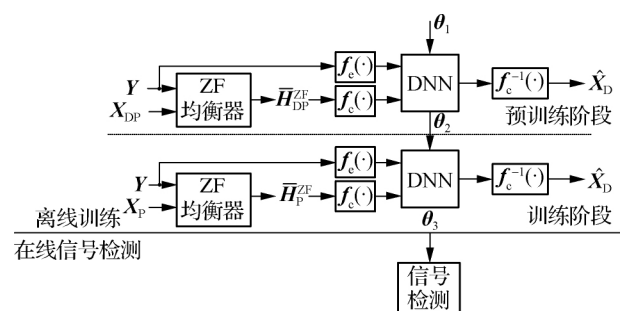


图 3 基于 DNN 的信号检测框架

及减少 DNN 的输入数量,利用 ZF 均衡器^[13]将 Y 和 X_{DP} 进行重构得到 \bar{H}_{DP}^{ZF} 。此外,为进一步提高检测信号框架性能,发送信号功率也被丢到 DNN 中训练。在框架中定义 $f_c(a)$ 为信号功率函数,即

$$f_c(a) = \{ |a_1|^2, |a_2|^2, \dots, |a_N|^2 \} \quad (5)$$

式中 a_1, a_2, \dots, a_N 为 N 维向量 a 的每个元素。同时,通常由于 DNN 模型的权重和偏置均为实数,很难处理复杂的输入数据,因此需要对原始数据进行处理以方便神经网络进行训练。定义 $f_c(a)$ 为数据整形函数^[10],即

$$f_c(a) = \{ \text{Re}(a), \text{Im}(a) \} \quad (6)$$

并定义 $f_c^{-1}(a)$ 为 $f_c(a)$ 的反函数。由此,DNN 预训练阶段的输入数据 $v = \{ |Y_1|^2, |Y_2|^2, \dots, |Y_N|^2, \text{Re}(\bar{H}_{DP}^{ZF}), \text{Im}(\bar{H}_{DP}^{ZF}) \}$,其中 Y_1, Y_2, \dots, Y_N 为接收信号向量 Y 的每个元素,输出数据 $\hat{v} = \hat{X}_D$ 。将 DNN 的参数初始化为随机变量 θ_1 。使用 ReLU 作为激活函数初始化 DNN 的权值,并将 DNN 的偏置初始化为接近于零的常数。然后用 RMSProp 算法来减小代价函数直到 DNN 收敛,最后将 DNN 的收敛参数表示为 θ_2 。预训练阶段可以为训练阶段获得一个理想的初始参数,预训练阶段中导频符号是已知的,数据符号可以通过信道仿真得到,经过预训练阶段获得的最优参数已接近最优,因此可以避免由于 DNN 参数随机初始化所导致的局部极小值问题,使得 DNN 得到良好初始化,从而更准确地进行信号检测。此外,预训练可以有效地缓解梯度消失问题,使 DNN 收敛速度更快。

训练阶段中,DNN 的原始输入数据为只包含了导频符号的 OFDM 传输信号,即将 Y 、导频信号 X_p 和 X_D 作为框架的训练数据。DNN 训练阶段的输入数据 $v = \{ |Y_1|^2, |Y_2|^2, \dots, |Y_N|^2, \text{Re}(\bar{H}_p^{ZF}), \text{Im}(\bar{H}_p^{ZF}) \}$, \bar{H}_p^{ZF} 为 ZF 均衡器将 Y 和 X_p 重构后的估计值,输出数据 $\hat{v} = \hat{X}_D$ 。训练阶段和预训练阶段的区别在于,数据符号和导频符号在预训练阶段都用来作为 DNN 的输入添加到训练中,而在训练阶段只有导频符号作为 DNN 的输入,这在实际应用中更具普遍性。在训练阶段,首先加载 θ_2 作为 DNN 的初始参数,然后通过 RMSProp 算法最小化代价函数直到 DNN 收敛,训练后的 DNN 参数为 θ_3 。

经过离线训练(包括预训练和训练 2 个阶段),DNN 已经获得了最优参数 θ_3 ,具有了良好的检测能力并可以在线检测信号。

3 实验结果

在 OFDM 无线通信系统中进行仿真实验,验证基于 DL 算法的信号检测框架的误码率性能,并与其他方法进行比较。对于 OFDM 仿真系统,本文采用瑞利信道模型生成训练数据,主要参数设置为: $S=8, N=64, P=64, N_{CP}=16, \sigma_{\max}=16, R=24$ 。对于训练过程,使用的训练集和测试集的样本数目分别为 10 000 和 3 000,训练学习率为 0.01。其中,当 SNR、 P 、 N_{CP} 等参数变化时,根据生成的样本数据重新训练 DNN 模型参数。对于测试过程,本文采用与训练过程相同的参数来评价框架的误码率性能,接会利用生成的与训练过程信道参数(τ_{\max} 和 R)不同的测试集来研究框架的鲁棒性。

图 4 比较了选择不同的层数对 DNN 模型性能的影响。可以看出在不同层数情况下,DNN 模型的性能均能得到提高,尤其当层数为 5 时性能最佳。虽然神经网络的学习能力从理论上讲是随着层数的增加而提高,但事实上随着神经网络的深入,梯度消失和模型退化等问题使得训练 DNN 变得更具挑战性。此外,当 SNR < 7 dB 左右时,不同层数下的估计性能没有显著差异,因此在低 SNR 区域时可减少层数。本文中的 DNN 模型选用 5 层。

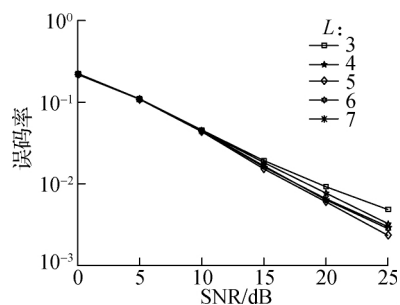
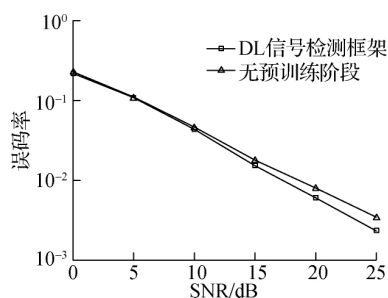


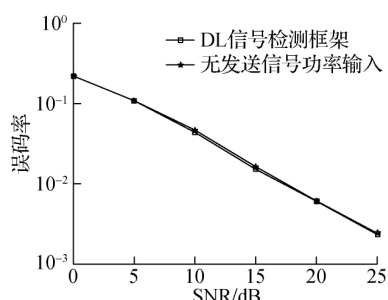
图4 不同层数下的 DNN 模型性能比较

图 5 分别给出了 DL 框架和无线预训练阶段、无发送信号功率作为输入、无 ZF 均衡器的框架以及 MMSE 方法的性能比较。首先,无线预训练阶段的 DNN 训练初始参数为 θ_1 ,从图 5(a) 可以看出,在 P 均为 64 的情况下,随着 SNR 的增加,有无预训练阶段的框架性能差距逐渐增大,但当 SNR < 9 dB 时,两者差距不大。这说明在低 SNR 区域,预训练阶段额外训练的 OFDM 帧不能更好地为框架提供初始化参数,可直接进行训练以简化框架。但在高 SNR 区域,如 SNR = 25 dB 时,无线预训练阶段的框架性能相对于完整的 DL 框架性能损失了 2 dB,说明预训练可以帮助框架获取良好的初始参数,从而

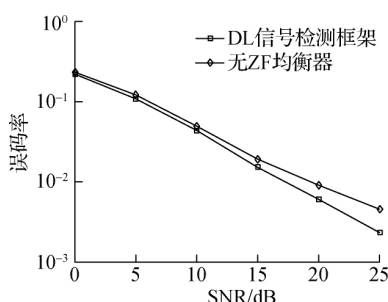
提高检测能力. 其次, 从图 5(b) 中可以看出, 加入发送信号功率可以稍微改善 DL 框架的性能, 当 $\text{SNR} > 7$ dB 时能看出性能提升的效果. 此外, 从图 5(c) 中可以明显看出有无 ZF 均衡器对框架性能的影响, 当 $\text{SNR} = 25$ dB 时, 无 ZF 均衡器的框架性能相对于完整的 DL 框架性能损失了 4 dB, 这表明训练前利用 ZF 均衡器能更好地帮助 DNN 获取信号特征, 提高信号检测能力. 这是因为 ZF 均衡器一方面可以改善发送信号和接收信号的重构性, 而不是简单地将发送信号和接收信号丢入 DNN 进行



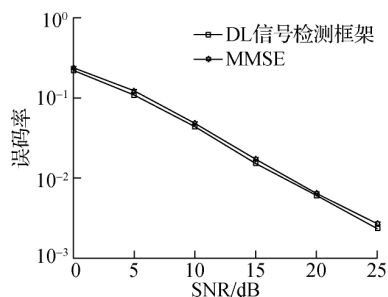
(a) 有无预训练阶段的框架性能比较



(b) 有无发送信号功率输入的框架性能比较



(c) 有无 ZF 均衡器的框架性能比较

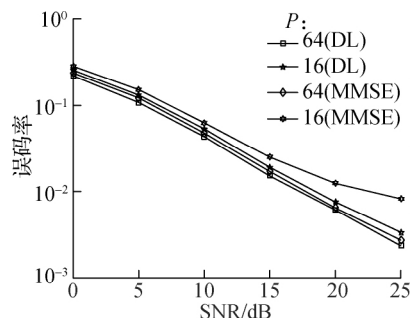


(d) DL 信号检测框架与 MMSE 方法的性能比较

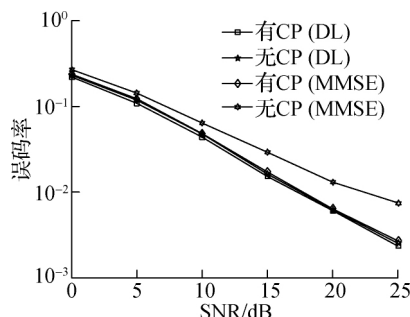
图 5 不同模型的性能比较

训练, 使得 DNN 可以更进一步地获取到信道特征; 另一方面可以减少 DNN 的输入数量, 减少了 DNN 需要训练的参数, 从而一定程度上提高了预测输出的准确度. 最后图 5(d) 比较了 DL 框架和 MMSE 方法的性能, 随着 SNR 的增加 2 种检测性能都有所提高, 但本文的框架性能稍微优于 MMSE 方法.

图 6 分别比较了基于 DL 算法的信号检测框架与 MMSE 方法中不同导频符号数目和有无 CP 对误码率性能的影响. 从图 6(a) 可以看出, 导频符号的减少会降低系统的性能. 而当导频总数目只有 16 时, 相比于本文所提出的 DL 框架, MMSE 方法的性能明显较差, 这表明尽管导频数目减少, DL 框架仍然有很强的学习能力. 图 6(b) 给出了有无 CP 下 DL 框架和 MMSE 方法的性能比较, 随着 SNR 的增加, 去除 CP 后, MMSE 方法的性能明显下降, 而 DL 框架仍表现出良好的性能, 再次表明了 DL 框架的学习能力, 体现了 DL 的优越性.



(a) 不同导频符号数目下的模型性能比较



(b) 有无 CP 下的模型性能比较

图 6 不同参数下的模型性能比较

图 7 给出了不同信道参数下 DL 框架的误码率性能, 其中 τ_{\max} 和 R 分别为 16 和 24 时是训练阶段的性能结果, 其余为在线信号检测结果. 在实际应用中, 在线信号检测与离线训练可能会发生不匹配, 因此训练好的框架必须对这些不匹配具有相对的鲁棒性. 图 7 分析了离线训练和在线信号检测 2 个部分使用的信道模型统计量变化的影响, 并与对应的 MMSE 方法进行性能比较. 从图中可以看出,

相对于MMSE方法,DL框架的性能损失更小,表明了信道模型统计量变化对DL框架的影响比MMSE方法小,证明了DL框架的有效性。

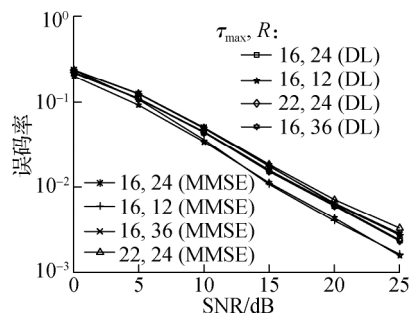


图7 不同信道参数下的模型性能比较

4 结论

1) 本文提出了一种基于DL算法的OFDM无线通信系统的信号检测框架,使用ZF均衡器重构DNN的输入,并额外增加接收信号功率作为DNN的输入,当SNR=25 dB时,相对于完整的DL框架性能,无ZF均衡器的框架性能损失了4 dB,表明了ZF均衡器可以大大提高DNN的学习能力。

2) DL框架通过增加的预训练阶段为离线训练提供了更优初始化参数,当SNR=25 dB时,无预训练阶段的框架性能相对于完整的框架损失了2 dB,说明预训练阶段能更好地帮助DNN获得良好的参数,进一步提高框架信号检测准确度。

3) DL框架相比于MMSE方法具有更强的检测准确度和鲁棒性,证明了DL在信号检测方面的潜力。下一步将收集真实无线信道样本进行框架再训练和微调,以获得更好的性能和实际应用能力。

参考文献 (References)

- [1] Nachmani E, Be' Ery Y, Burshtein D. Learning to decode linear codes using deep learning [C]//2016 54th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). Monticello, IL, USA, 2016: 341–346. DOI: 10.1109/allerton.2016.7852251.
- [2] Gruber T, Cammerer S, Hoydis J, et al. On deep learning-based channel decoding [C]//2017 51st Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS). Baltimore, MD, USA, 2017: 1–6. DOI: 10.1109/ciss.2017.7926071.
- [3] Liang F, Shen C, Wu F. An iterative BP-CNN architecture for channel decoding [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 144–159. DOI: 10.1109/jstsp.2018.2794062.
- [4] Wang T Q, Wen C K, Jin S, et al. Deep learning-

based CSI feedback approach for time-varying massive MIMO channels [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 416–419. DOI: 10.1109/lwc.2018.2874264.

- [5] Wen C K, Shih W T, Jin S. Deep learning for massive MIMO CSI feedback [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(5): 748–751. DOI: 10.1109/LWC.2018.2818160.
- [6] Soltani M, Pourahmadi V, Mirzaei A, et al. Deep learning-based channel estimation [J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(4): 652–655. DOI: 10.1109/lcomm.2019.2898944.
- [7] He H T, Wen C K, Jin S, et al. Deep learning-based channel estimation for beamspace mmWave massive MIMO systems [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(5): 852–855. DOI: 10.1109/lwc.2018.2832128.
- [8] Yang Y W, Gao F F, Ma X L, et al. Deep learning-based channel estimation for doubly selective fading channels [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 36579–36589. DOI: 10.1109/access.2019.2901066.
- [9] Huang H J, Yang J, Huang H, et al. Deep learning for super-resolution channel estimation and DOA estimation based massive MIMO system [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(9): 8549–8560. DOI: 10.1109/tvt.2018.2851783.
- [10] Baek M S, Kwak S, Jung J Y, et al. Implementation methodologies of deep learning-based signal detection for conventional MIMO transmitters [J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2019, 65(3): 636–642. DOI: 10.1109/tbc.2019.2891051.
- [11] Ye H, Li G Y, Juang B H. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2018, 7(1): 114–117. DOI: 10.1109/lwc.2017.2757490.
- [12] Samuel N, Diskin T, Wiesel A. Deep MIMO detection [C]//2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Sapporo, Japan, 2017: 1–5. DOI: 10.1109/spawc.2017.8227772.
- [13] Luong T V, Ko Y, Vien N A, et al. Deep learning-based detector for OFDM-IM [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1159–1162. DOI: 10.1109/lwc.2019.2909893.
- [14] Chen Q, Zhang S, Xu S, et al. Efficient MIMO detection with imperfect channel knowledge—A deep learning approach [C]//2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Marrakesh, Morocco, 2019: 1–6. DOI: 10.1109/WCNC.2019.8885582.