

基于二维卷积的端到端无线通信系统研究

刘乔寿¹, 刘俊杰², 蔚淦丞³, 周 雄^{1,2,3}

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 先进网络与智能互联技术重庆市高校重点实验室, 重庆 400065;
3. 泛在感知与互联重庆市重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对现有端到端自动编译码器无线通信系统在多径信道中表现不佳的问题, 本文提出了一种改进的自动编译码器端到端无线通信系统. 在设计中, 通过改变卷积核的尺寸, 利用二维卷积来对抗多径效应引起的频率选择性衰落, 并将传统OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)模块同自动编译码器相结合, 以此来增加系统应对多径信道的能力. 同时, 通过仿真分析一维卷积自动编译码器无线通信系统、传统OFDM无线通信系统以及本文改进的自动编译码器无线通信系统在多径信道下的性能. 结果表明, 在5径瑞利信道下并且以误块率(Block Error Rate, BLER)作为性能指标时, 所提出的基于二维卷积的自动编译码器无线通信系统在64QAM调制下相比经典自动编译码器无线通信系统和传统OFDM无线通信系统分别提升了17%和60%的性能, 本文的仿真分析给出了详细的对比说明. 另外本文还分析了不同调制、不同信道时卷积核数量对系统性能的影响.

关键词: 自动编译码器; 端到端学习; 二维卷积; 正交频分复用; 多径信道

基金项目: 重庆市自然科学基金重点项目(No.cstc2020jcyj-zdxmX0024); 重庆市研究生科研创新项目(No.CYS21297)

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2023)07-1725-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20220374

Research on End-to-End Wireless Communication System Based on Two-Dimensional Convolution

LIU Qiao-shou¹, LIU Jun-jie², YU Gan-cheng³, ZHOU Xiong^{1,2,3}

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. Advanced Network and Intelligent Connection Technology Key Laboratory of Chongqing Education Commission of China, Chongqing
400065, China; 3. Chongqing Key Laboratory of Ubiquitous Sensing and Networking, Chongqing 400065, China)

Abstract: Aiming at the problem that the existing end-to-end automatic codec (auto-codec) wireless communication systems do not perform well in multipath channels, this paper proposes an improved auto-codec end-to-end wireless communication system. In the design, by changing the size of the convolution kernel, the two-dimensional convolution is used to combat the frequency selective fading caused by the multipath effect, and the traditional OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) module is combined with the auto-codec to increase the system's ability to cope with multipath. At the same time, the performance of one-dimensional convolutional auto-codec wireless communication system, traditional OFDM wireless communication system and the improved auto-codec wireless communication system under multipath channel are analyzed by simulation. The results show that the proposed auto-codec wireless communication system based on two-dimensional convolution, compared to the classical auto-codec wireless communication system and the traditional OFDM wireless communication system, improves 17% and 60% in terms of block error rate (BLER) respectively, under 5-path Rayleigh channel, 64QAM modulation. The details are given in the simulation analysis. In addition, this paper also analyzes the impact of the number of convolution kernels on the system performance under different modulations and different channels.

Key words: auto-codec; end-to-end learning; two-dimensional convolution; OFDM; multipath channel

Foundation Item(s): Key Project of Chongqing Natural Science Foundation (No.cstc2020jcyj-zdxmX0024); Chongqing Graduate Research Innovation Project (No.CYS21297)

1 引言

通信的本质就是为信息找到一种合适的表示方式,将信息从一方准确安全地传送到另一方,从而对抗信息传输中的各种干扰.传统的通信系统将发射机和接收机设计成若干个子模块,这些模块一般包括信源编码、信道编码、调制、解调、信道均衡等.这种设计方法可以对每个模块单独进行优化,从而演化成了如今广泛应用的通信系统模块化设计思想^[1].但这种设计的缺点是:因为其系统由多个处理模块组成,这些模块独立地进行局部设计和优化,无法保证整个系统全局最优.此外,信道特性也会随着工作频率和传播环境而变化,这些都会对通信系统的性能造成比较大的影响.因此,其中一些模块应设计成能适应变化的环境从而获得最佳性能.随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)特别是深度学习(Deep Learning, DL)在计算机视觉、自然语言处理、语音识别等领域取得了巨大成功^[2],无线通信领域的研究学者则期望借助AI技术实现智能通信进一步提高通信系统的性能.目前,DL在无线通信领域已经广泛的应用,大致可以分为两类.一类是将DL应用于块结构化的通信系统,例如将DL用于调制^[3]、信道估计^[4-6]、信号检测^[7,8]、调制识别^[9,10]和信道解码^[11];另一类则是基于DL的端到端通信系统.在文献^[12]中,首次提出了将一个无线通信系统的发射端、信道、接收端作为一个整体来进行训练优化,这是开创性的一步.通过这种方式,该系统可以通过联合优化发送器和接收器来自动找到最佳传输方案,以避免模块化设计引起的次优性能.在DL的帮助下,通信系统可以实现更高的性能和灵活性,这也为构建最优传输系统提供了一种新途径.

目前来说,自动编译器应用于通信领域的时间不长,起初自动编译器通信系统所考虑的信道环境并不复杂,大多是AWGN(Additive White Gaussian Noise)信道和瑞利信道^[13].基于现实通信的原因,在宽带移动通信系统中,无线信道存在多径时延扩展,使得符号间干扰十分严重,影响信号的传输质量.所以多径信道是无线通信中必须要考虑的因素.文献^[3,8]中借鉴了传统通信中利用OFDM来应对多径效应的做法,将自动编译码和传统OFDM技术相结合以此来对抗多径效应.其中,OFDM技术将宽带信道转换为大量并行传输的窄带信道,可以大大增加OFDM符号的时间长度,把多径时延扩展带来的符号间干扰降低到很低的水平,使得符号间干扰比较容易消除.但,上述文献在设计自动编译器时都采用了一维卷积网络.据分析,一维卷积网络由于其结构特性导致无法通过卷积分散多径带来的频率选择性衰落,所以其性能在多径信道环境下表现并不优秀.本文在保留传统OFDM模块和

自动编译器结合的前提下,设计了一种全新的基于二维卷积的自动编译器端到端无线通信系统;在仿真中按照LTE传输数据的格式来规定信源数据,将传输数据看成一张二维卷积的特征图.特征图的横纵坐标方向分别代表传输数据的时频域.这种设计使得经过卷积后的数据包含了周围一圈数据的特性,即不同时频的数据特性,从而把时间选择性衰落和频率选择性衰落均匀分布到周围数据上,以此来对抗多径衰落.该方法极大地解决了当前自动编译器无线通信系统在面对多径信道时表现不佳的问题.进一步,本文分析了卷积核数量在不同调制阶数时对于自动编译器性能的影响,并在高斯信道和多径信道下得到了最佳卷积核数量设置值.

2 相关工作

本文所提出的方法与传统OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)无线通信系统、基于DL的智能通信系统密切相关.所以在本节中会首先简单回顾相关主题中的先前工作.

2.1 传统通信模型

一个传统的无线通信系统如图1所示,主要由信源、发送端、信道、接收端、信宿组成.

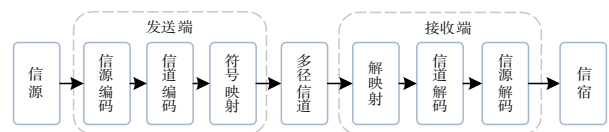


图1 传统无线通信系统

实际无线通信系统的信道一般都具有多径特性,多径信道会严重影响信号的接收效果.传统通信通常使用OFDM技术来解决无线通信中由于多径信道引起的频率选择性衰落.传统的OFDM无线通信系统框图如图2所示.

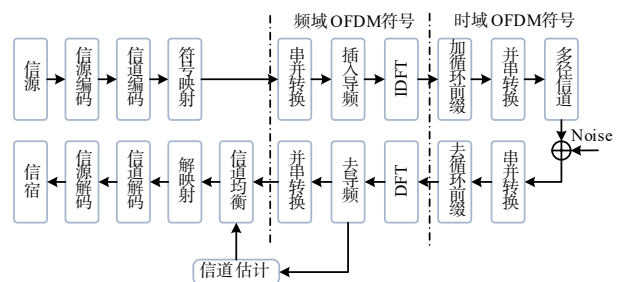


图2 传统OFDM无线通信系统

图2展示了在传统OFDM无线通信系统对信号进行处理的全过程.其中信号通过信道可以建模为式(1)所示:

$$Y = X * h + n \quad (1)$$

式(1)中 X 和 Y 分别表示经过信道前后的时域信号, h 表示多径信道的信道脉冲响应(Channel Impulse Response, CIR), $*$ 表示卷积运算. 信道脉冲响应的多抽头延时模型^[14]可以建模为式(2)所示:

$$h(\tau, t) = \sum_{d=1}^D a_d(t) \delta(\tau - \tau_d) \quad (2)$$

式(2)中 $a_d(t)$ 表示第 d 条路径上的信号增益, τ_d 表示第 d 条路径上的时间延迟, D 表示路径总数.

2.2 基于DL的智能通信系统

与传统的无线通信系统相比,基于DL的端到端无线通信系统将整个系统视为一个黑匣子,利用神经网络(Neural Networks, NNs)联合优化收发器组件. 基于DL的智能通信系统如图3所示,整个通信系统的发送端和接收端分别用两个单独的NNs来表示. 在该系统中,NNs被构造为一种自动编译器,通过训练获取最佳的编码、调制、解调和解码处理参数. 发送端将传输的符号 S 编码为数据 X , 然后将其发送. \hat{S} 表示接收端将经过信道后的信号 Y 恢复出来的数据, 最后将 \hat{S} 与 S 之间的误差作为训练目标进行学习优化整个网络.



图3 基于DL的智能通信系统

3 系统模型

本文所提出的基于二维卷积的自动编译器端到端无线通信系统发送端如图4所示.

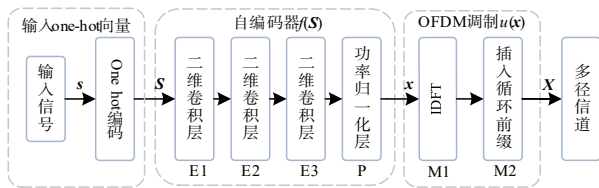


图4 基于二维卷积的自动编译器无线通信系统发送端

整个系统的发送端包括3个部分,传输符号处理模块、自动编码器模块、OFDM调制模块. 与传统OFDM通信系统不同,这种将自动编译器同传统通信方法结合起来的作法可能看起来有些多余. 换句话说,如果这种结构有帮助,NNs无论如何都应该能够学习它的近似值. 然而,文献[12]中观察到将信息通过传统通信方式对数据进行处理后可以加速网络的训练并提高性能. 这类似于在计算机视觉领域中使用特殊的网络结构,如卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[2],尽管减少了NNs的表达能力,但仍会导致更快

的训练、更低的复杂性和更好的泛化. 因此DL可以在传统方法的帮助下更快收敛到最优解并在超参数神经网络空间中找到OFDM信号表示和检测的最佳解决方案. 图4中的发送端利用one-hot编码将输入信号 s 映射为 S . 使用one-hot向量的目的是把数据映射到更高维,提升数据表达的准确性. 自动编码器模块中包含3个二维卷积层(Conv2D),这里使用二维卷积来对抗多径信道的原理如图5所示,横纵坐标方向分别代表了传输数据的时频域. 二维卷积的结构特性使得传输数据经过卷积之后,原位置的数据会包含周围一圈数据的时频特性. 所以当传输数据在受到信道衰落之后在接收端自动译码器进行解码时,译码器就可以通过二维卷积将单个位置处数据中的时间选择性和频率选择性衰落均匀地分布到其相邻的符号中去,达到减轻单个位置中衰落的目的,以此来对抗多径信道.

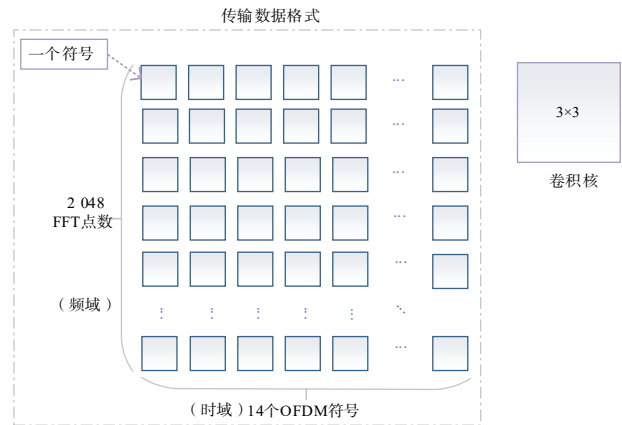


图5 二维卷积原理图

与全连接层相比,卷积层可以实现权重共享从而显著减少训练参数. 一般来说,卷积核的尺寸越大,感受野(Receptive Field, RF)越大. 因此较大的卷积核可以提取到更加深层的语义信息. 在本文中的体现是能够在一次卷积后将更多时频域的信息融合起来. 但卷积核的增加会导致计算量的暴增,降低计算性能. 本文系统设计的发送端和接收端网络结构分别有3个卷积层,其中卷积核的尺寸为 3×3 ,步长设置为1,这样一来第三层卷积层输出特征图像素的RF大小为 $7 = (3 + (3 - 1) \times 2)$. 如图5所示,当RF为7时就代表着可以提取到相邻6(左右各3个)个OFDM符号以及相邻6个子载波的信道信息. 另外,图4中的每个卷积层后面都会跟上一个批归一化(Batch Normalization, BN)层和激活函数层,BN层的作用在于加速网络收敛和改善梯度弥散. 前两个卷积层通过指数线性单元(Exponential linear unit, Elu)激活函数输出,第三个卷积层后面使用线性(Linear)激活函数. 采用Elu激活函数的原因是Elu激活函数的非线性更加明显,更适合于

学习物理层输入符号序列到星座点间的非线性映射关系。

基于二维卷积的自动编译码器端到端无线通信系统发送端模型参数如表 1 所示。第一层和第二层卷积层中卷积核的数量都是 4×2^k ，旨在将经过 one-hot 编码后的符号从 2^k 维变到 4×2^k 维，于高维中寻找最优解，关于卷积核数量的选择将在 4.1 节中详细说明。第三层卷积层中卷积核的个数是 2，目的是将 4×2^k 维的数据重新压缩成 2 维，分别对应传输符号的实部和虚部。图 4 中的 OFDM 调制模块包括离散傅里叶反变换 (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) 和加循环前缀两部分。整个无线通信系统的发送端由式 (3) 所示：

$$\begin{aligned} X &= u(f(\mathbf{S}; \boldsymbol{\theta}_1)) \\ &= M2(M1(P(E3(E2(E1(\mathbf{S}; \theta_1); \theta_2); \theta_3)))) \end{aligned} \quad (3)$$

式 (3) 中 $\boldsymbol{\theta}_1 = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ 表示自动编码器 $f(\cdot)$ 中的超参数。基于二维卷积的自动编译码器无线通信系统接收端如图 6 所示，系统接收端包括 OFDM 解调模块和 NNs 自动译码器模块。OFDM 解调模块的作用是对数据进行初步恢复处理。然后，自动译码器 $g(\cdot)$ 再根据学习到的信号特征对每个接收信号 \mathbf{y} 的 2^k 种情况进行分类。具体做法是先通过 Conv2D 将接收到的信号 \mathbf{y} 重新升到 4×2^k 维空间，以便提供足够的信息来进行分类。最后一层中使用 softmax 激活函数将信号映射到维度为 2^k 的 one-hot 向量。基于二维卷积的自动编译码器端到端无线通信系统接收端模型参数如表 2 所示。

整个无线通信系统的接收端由式 (4) 表示：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{S}} &= g(j(\mathbf{Y}; \boldsymbol{\theta}_2)) \\ &= D3(D2(D1(T3(T2(T1(\mathbf{Y}))); \Phi_1); \Phi_2); \Phi_3) \end{aligned} \quad (4)$$

表 1 基于二维卷积的自动编译码器无线通信系统发送端模型参数

层类型	激活函数	输入维度	输出维度
One-hot input	None	(batchsize, 14, 2 048, k)	(batchsize, 14, 2 048, 2^k)
Conv2D	Elu	(batchsize, 14, 2 048, 2^k)	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)
Conv2D	Elu	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)
Conv2D	Linear	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
Power Norm Layer	None	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
IDFT Layer	None	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
Add CP Layer	None	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 208, 2)

表 2 基于二维卷积的自动编译码器无线通信系统接收端模型参数

层类型	激活函数	输入维度	输出维度
Multipath Channel Layer	None	(batchsize, 14, 2 208, 2)	(batchsize, 14, 2 208, 2)
Remove CP Layer	None	(batchsize, 14, 2 208, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
DFT Layer	None	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
Channel Equalization Layer	None	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 2)
Conv2D	Elu	(batchsize, 14, 2 048, 2)	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)
Conv2D	Elu	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)
Conv2D	Softmax	(batchsize, 14, 2 048, 4×2^k)	(batchsize, 14, 2 048, 2^k)

式 (4) 中, \mathbf{Y} 表示接收信号, $j(\cdot)$ 表示 OFDM 解调模块, $g(\cdot)$ 表示从 OFDM 解调后的信号到输出信号的映射。其中 $\boldsymbol{\theta}_2 = (\phi_1, \phi_2, \phi_3)$ 表示自动译码器 $g(\cdot)$ 映射过程中的超参数, $\hat{\mathbf{S}}$ 指的是系统的输出。

对于提出的基于二维卷积的自动编译码器端到端无线通信系统, 本文通过随机生成的 one-hot 数据作为训练数据, 使用二进制交叉熵 (Binary Cross Entropy, BCE) 作为损失函数, 整个网络在损失函数的指导下完成优化过程, 实现过程如下:

$$\begin{aligned} \text{LOSS} &= -\frac{1}{\text{outputsize}} \sum_{i=1}^{\text{outputsize}} \mathbf{S}_i \cdot \log \hat{\mathbf{S}}_i \\ &\quad + (1 - \mathbf{S}_i) \cdot \log (1 - \hat{\mathbf{S}}_i) \end{aligned} \quad (5)$$

式 (5) 中 \mathbf{S} 和 $\hat{\mathbf{S}}$ 分别对应输入的信源信号和预测的信宿信号, outputsize 是训练数据集样本数。为了防止过拟合本文使用了提前停止 (Early Stopping, ES) 机制。即, 当网络性能在设定的 epoch 范围内不再提升时会提前停止网络训练, 本文 ES 的设置值为 40。优化器则采用了 ADAM, 用于优化反向传播过程, 并在训练期间控制梯度的步长和方向。为了加快训练过程和促进神经网络的收敛, 初始学习率设置为 0.01, 当式 (5) 中的 LOSS 在连续 5 个 epoch 内不再降低时, 学习率会缩小成其本身的 1/10, 这个过程可以叠加。

4 实验结果分析

本文的仿真分为两个部分: 分析不同信道、不同调制时卷积核数量对通信系统性能的影响; 在多径信道下对比传统 OFDM 无线通信系统 (下面统一简称为 OFDM 系统)、基于一维卷积的自动编译码器端到端无线

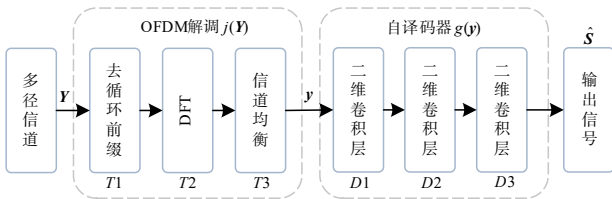


图6 基于二维卷积的自动编译器无线通信系统接收端

通信系统(下面统一简称为一维卷积系统)以及本文提出的基于二维卷积的自动编译器端到端无线通信系统(下面统一简称为二维卷积系统)三者的性能. 一维卷积系统和二维卷积系统的仿真参数如表3所示.

表3 基于DL的自动编译器无线通信系统仿真参数

参数	一维卷积系统	二维卷积系统
信源格式	(batchsize, $14 \times 2048, k$)	(batchsize, $14, 2048, k$)
FFT点数	2048	2048
循环前缀个数	160	160
激活函数	Elu和Linear	Elu和Linear
卷积核大小	1	3×3
卷积核数量	4×2^k	4×2^k
步长	1	(1,1)
初始学习率	0.01	0.01
优化器	ADAM	ADAM
损失函数	BCE	BCE
训练集大小	12 800	12 800
测试集大小	3 200	3 200

4.1 卷积核数量对通信系统性能的影响

在基于DL的智能通信系统中,自动编译器的卷积核数量对于系统性能好坏起着很大的作用. 一方面,卷积核数量的增加能提高网络的分析能力,提升系统的性能,但同时也会增加网络的复杂度、计算量以及训练时间;另一方面,卷积核数量也存在一个饱和值,当增加到一定的程度,系统的性能就不再有提升,甚至会降低系统的性能. 为了避免不必要的资源浪费和达到系统最佳的性能,分析在不同信道、不同调制时的最佳卷积核数量很有研究意义,下面将分别在AWGN信道和多径信道中展开研究.

4.1.1 AWGN信道

图7展示了64QAM调制时,二维卷积系统在AWGN信道下分别使用8、16、24、32个卷积核训练的LOSS图,横坐标表示迭代次数,纵坐标是训练过程中的LOSS值. 观察可以发现:卷积核数量的增加会提升系统的性能,当卷积核数量为32时,系统的损失降低的趋势最快,这和前面的分析一致. 但单从训练的LOSS图来看并不能完全表示一个通信系统的性能,BLER是衡量通信系统整体性能的最重要宏观指标之一,下面将从BLER的角度来分析卷积核数量对通信系统性能的影响.

影响.

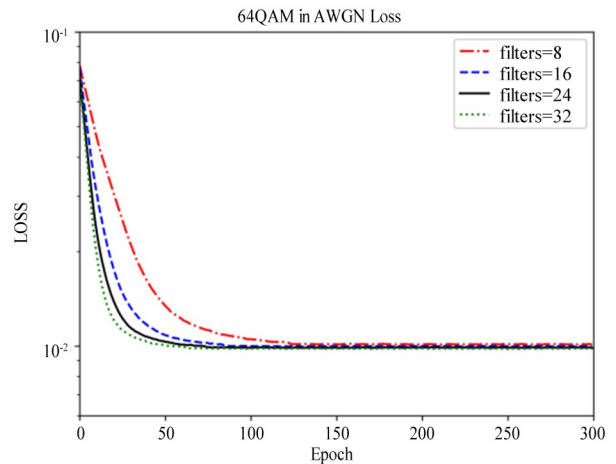


图7 64QAM调制时在高斯信道下的LOSS

图8演示了QPSK调制时,具有不同卷积核数量的二维卷积系统在高斯信道下的BLER. 横坐标是比特信噪比,纵坐标是BLER. 可以看到当卷积核数量大于8或者更高时,通过增加卷积核的数量已经无法再提升系统的性能. 这说明当二维卷积系统采取QPSK调制时,在AWGN信道下卷积核的饱和值是8.

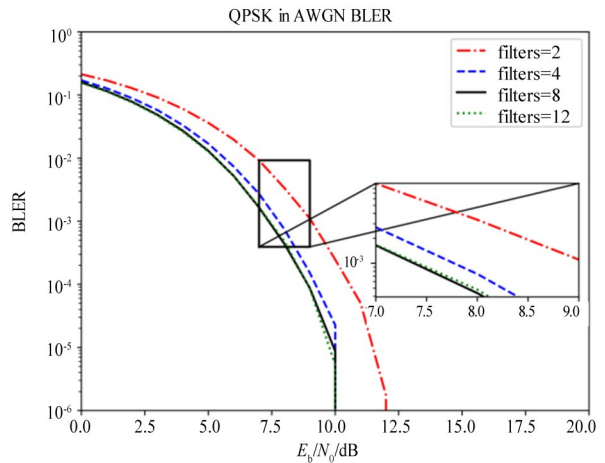


图8 QPSK调制时在高斯信道下的误块率

16QAM调制时,4、8、16、24个卷积核对二维卷积系统BLER的影响如图9所示. 虽然4种不同卷积核数量的系统性能比较接近,但还是可以看到,当卷积核数量为16和24时系统的BLER会更低. 甚至,在比特信噪比大于11.5 dB之后,拥有16个卷积核的系统性能会比拥有24个卷积核的系统性能更好. 结果一方面说明了卷积核数量的增加会提升系统的分析能力从而使得测试时会得到更低的BLER;另一方面说明了系统设置卷积核的数量存在一个饱和值,超过这个饱和值将会降

低系统的性能. 随着调制阶数的增加,数据的复杂度也相应地提升,所以需要更多的卷积核来提升网络分析处理数据的能力.

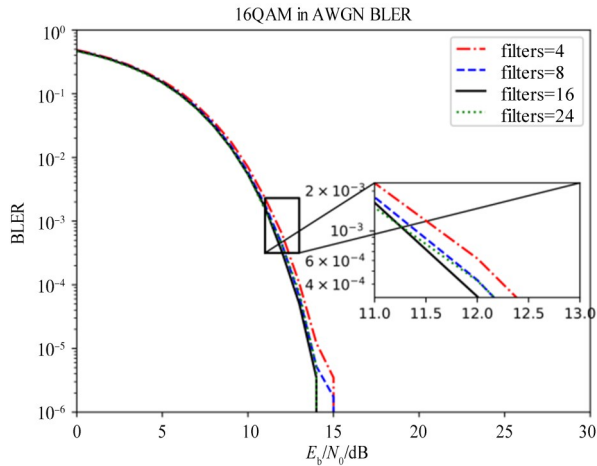


图9 16QAM调制时在高斯信道下的误块率

图10是64QAM调制时,具有不同卷积核数量的二维卷积系统在不同比特信噪比下的BLER.从图10可以看到,当使用24个卷积核时系统在15 dB之后的BLER最低.从而可以得到二维卷积系统64QAM调制时在高斯信道下的最佳卷积核数量为24.

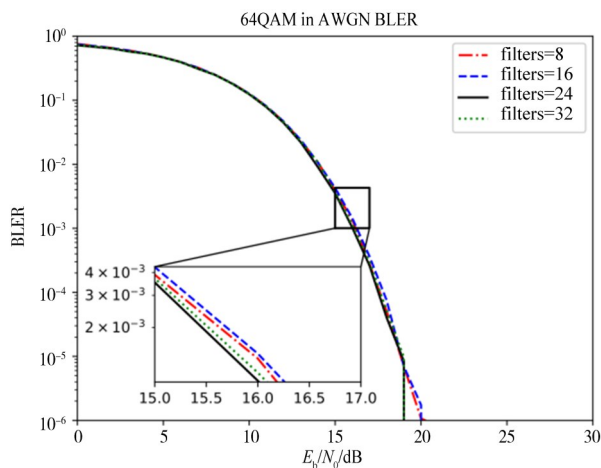


图10 64QAM调制时在高斯信道下的误块率

综合上面的仿真分析,可以近似认为:二维卷积系统在AWGN信道下,不同调制时最佳卷积核的数量为 $4k$, k 代表每个调制符号包含的比特数.例如QPSK调制时, k 的取值为2.

4.1.2 多径信道

除了考虑AWGN信道外,本文还分析了在多径信道时卷积核数量与通信系统性能的关系.仿真使用的信道是从3GPP协议中选取的一种多径衰落场景^[15],具

体参数如表4所示,路径数使用前3径.

图11展示了64QAM调制时,二维卷积系统在多径信道下使用不同卷积核数量训练的LOSS图.与图7中高斯信道下测试结果不同的是,多径信道中系统在不同卷积核数量时得到的LOSS值差距更加明显.造成这个现象的原因是多径信道增加了信号处理的复杂性,导致系统对于卷积核数量的需求也随之变多.另外,通过观察可以发现,卷积核数量较多的系统训练到最后的LOSS值也越低.

表4 多径信道参数

路径/条	延时/ns	功率增益/dB
1	0	0
2	781	-3
3	1 563	-6
4	2 344	-9
5	3 125	-12

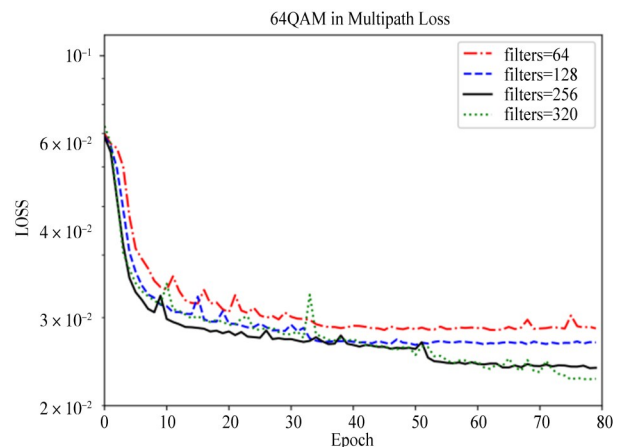


图11 64QAM调制时在多径信道下的LOSS

QPSK调制时,二维卷积系统在多径信道下BLER与卷积核数量的关系如图12所示.当卷积核数量从4增加到16时,系统的BLER随之下降.然而,在卷积核数量为24时系统的BLER反而高于卷积核数量为16时的BLER.随着调制阶数的增加,系统相应地也需要更多的卷积核来处理复杂的信号数据.

如图13所示,在多径信道中,二维卷积系统采取16QAM调制时的最佳卷积核数量已经达到了64个.另外,不排除在64和96之间会存在一个比64更好的卷积核数量值.但本文的目的是在不同信道、不同调制时找到一个合理的卷积核数量设置值.按照这个规律设置卷积核数量能够帮助在设计系统后得到一个较好的性能结果.

从图14中可以看到,当调制阶数为64时,二维卷积系统在多径信道中最佳的卷积核数量为256,而当卷积核数量为320时系统的性能反而下降.

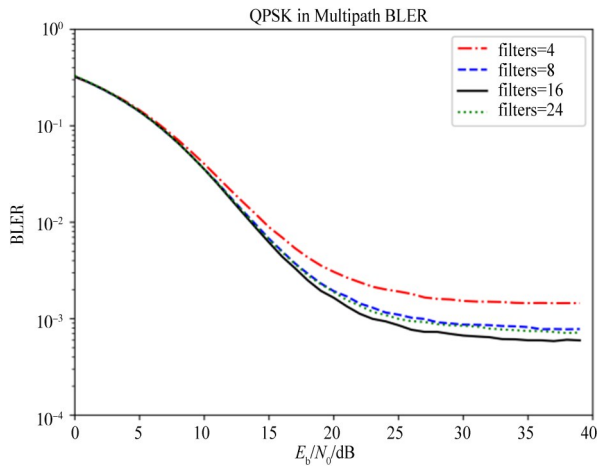


图 12 QPSK 调制时在多径信道下的误块率

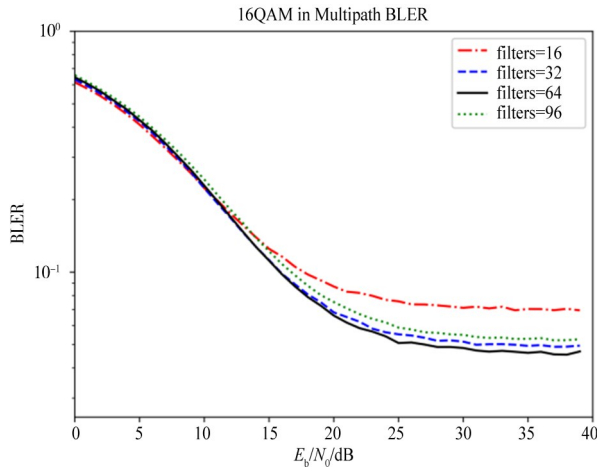


图 13 16QAM 调制时在多径信道下的误块率

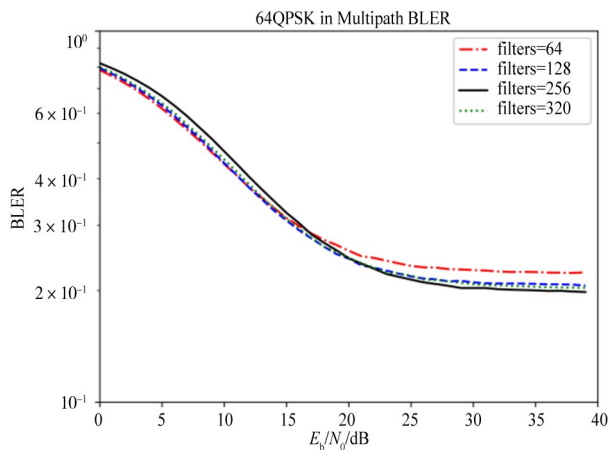


图 14 64QAM 调制时在多径信道下的误块率

根据 4.1.1 节和 4.1.2 节中的仿真结果可以近似认为:二维卷积系统在 AWGN 信道中,卷积核数量设置为 $4k$ 最佳;在多径信道中,卷积核数量设置为 4×2^k 最佳。

本文下面的仿真都基于这个规律来对卷积核数量进行设置。

4.2 基于 DL 的智能通信系统与传统 OFDM 通信系统在多径信道下的表现

图 15 展示了在 QPSK 调制时一维卷积系统、二维卷积系统与 OFDM 系统在多径信道中不同比特信噪比下的 BLER. 图中横坐标表示比特信噪比,纵坐标表示 BLER. 通过图中可以看到当信道为 5 径且比特信噪比为 30 dB 时,二维卷积系统的 BLER 为 0.01,其性能相比一维卷积系统和 OFDM 系统分别提升了 3 倍和 5 倍. 在 3 径信道时,二维卷积系统的优势更加明显. 一般来说,调制阶数越高,星座点越密集. 星座点之间的距离代表译码的差错概率,所以调制阶数越高,判决的时候越容易误判, BLER 也会随之增加。

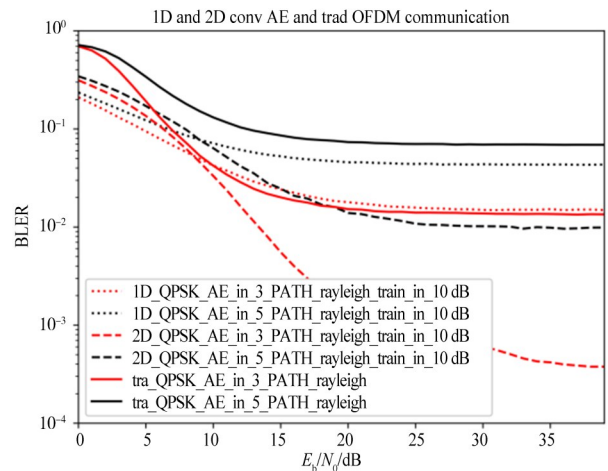


图 15 QPSK 调制时各系统在多径信道下的误块率

图 16 展示了 16QAM 调制时一维卷积系统、二维卷积系统和 OFDM 系统的 BLER 图. 从图 16 中可以发现, 16QAM 调制时在 5 径信道下二维卷积系统的性能相比一维卷积系统和 OFDM 系统分别提升了 30% 和 94%。

图 17 演示了各系统 32QAM 调制时在 3、5 径信道下的 BLER. 从图 17 中可以看到当信道为 3 径时,一维卷积系统和 OFDM 系统在低比特信噪比时的 BLER 会比二维卷积系统要低. 但随着比特信噪比的增加,二维卷积系统便有了优势. 可以看到当信道为 5 径时,二维卷积系统在整个比特信噪比区间内 BLER 都低于 OFDM 系统. 并且在比特信噪比大于 10 dB 后,二维卷积系统的性能就超过了一维卷积系统。

64QAM 调制时各系统在多径信道下的 BLER 如图 18 所示. 可以看到二维卷积系统在比特信噪比大于 7 dB 后的 BLER 便低于了一维卷积系统. 另外我们发现当信道为 3 径时二维卷积系统性能更是在全范围比特信噪比内领先 OFDM 系统。

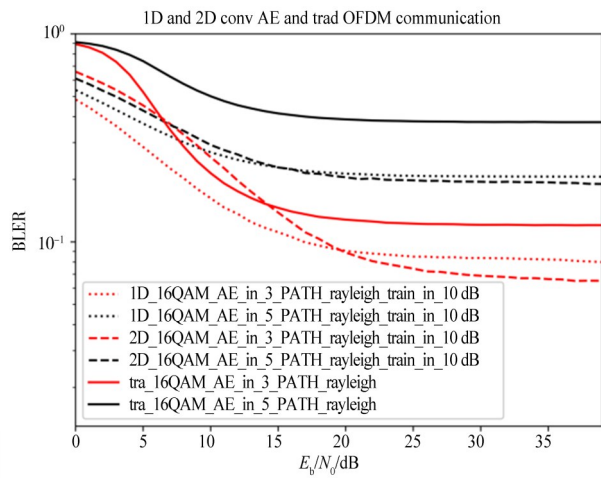


图 16 16QAM 调制时各系统在多径信道下的误块率

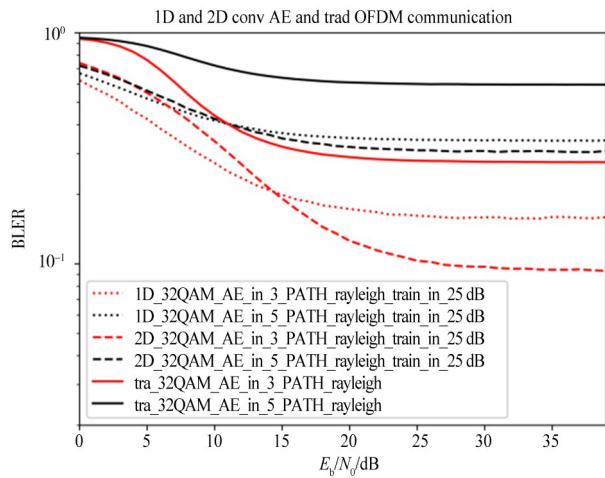


图 17 32QAM 调制时各系统在多径信道下的误块率

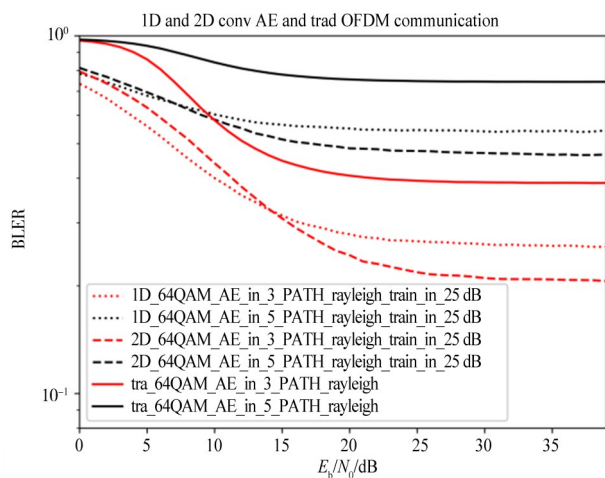


图 18 64QAM 调制时各系统在多径信道下的误块率

通过观察图 15~18 可以发现,在 3 径信道中,一维卷积系统和 OFDM 系统在低比特信噪比时的 BLER 比

二维卷积系统要低,但在高比特信噪比时的 BLER 明显高于于二维卷积系统. 进一步,当信道变为 5 径时,一维卷积系统只在很小的一段低比特信噪比范围内 BLER 要低于二维卷积系统,而 OFDM 系统基本上在所有比特信噪比下的 BLER 都高于二维卷积系统,这一结论在 64QAM 调制时最为明显. 以上结论说明了本文提出的二维卷积系统不仅能应对复杂的信道,而且处理复杂数据的能力也优于一维卷积系统和传统 OFDM 系统.

最后,本文还考虑了用误码率(Bit Error Rate, BER)作为性能指标来分析三种系统在多径信道下的性能. 图 19、20 分别展示了各系统采用 QPSK 调制和 64QAM 调制时在 3、5 径信道下的 BER,可以发现仿真的结果和以 BLER 作为性能指标时相比差距不大,基本维持着 BLER 作为性能指标时的规律. 以上的仿真结果更进一步的证明了本文改进的自动编译码器无线通信系统应对多径信道的能力相比现有自动编译码器无

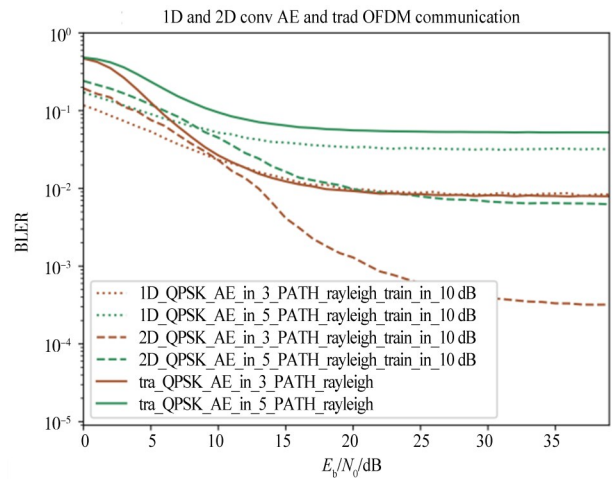


图 19 QPSK 调制时各系统在多径信道下的误码率

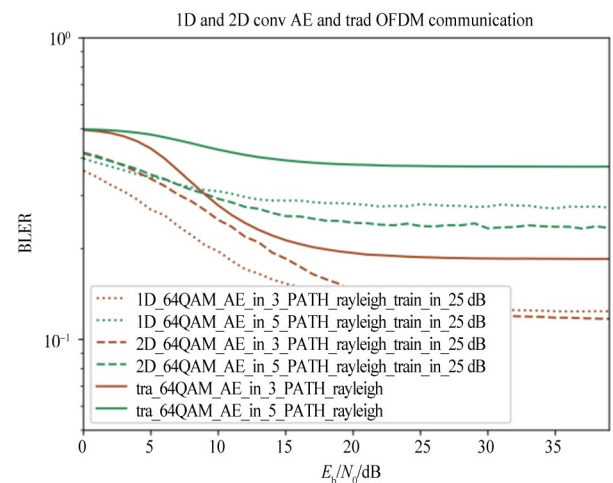


图 20 64QAM 调制时各系统在多径信道下的误码率

线通信系统和传统无线通信系统无论是在比特级别还是在符号级别都有着比较明显的优势。

5 结论

鉴于多径信道在实际通信中的重要研究意义,本文提出了一种基于二维卷积的自动编译码器端到端无线通信系统. 另外我们还将传统 OFDM 通信模块与自动编译码器相结合,通过仿真分析 QPSK、16QAM、32QAM、64QAM 调制时二维卷积系统、一维卷积系统和 OFDM 系统在 3 径、5 径瑞利信道下的表现. 证明了所提出的二维卷积系统相比传统 OFDM 系统和一维卷积系统可以更好的应对多径信道,这对于自动编译码器在实际通信中的应用提供了一种新的解决思路. 另外,本文还通过仿真得到了不同调制、不同信道下自动编译码器最佳卷积核数量设置值,这对于后续的研究也有着较大的意义。

参考文献

- [1] ZEHAVID E. 8-PSK trellis codes for a Rayleigh channel[J]. IEEE Transactions on Communications, 1992, 40(5): 873-884.
- [2] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [3] FELIX A, CAMMERER S, DÖRNER S, et al. OFDM-autoencoder for end-to-end learning of communications systems[C]//2018 IEEE 19th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway: IEEE, 2018: 1-5.
- [4] 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.
- [5] NEUMANN D, WIESE T, UTSCHICK W. Learning the MMSE channel estimator[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11): 2905-2917.
- [6] YE H, LIANG L, LI G Y, et al. Deep learning-based end-to-end wireless communication systems with conditional GANs as unknown channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(5): 3133-3143.
- [7] SAMUEL N, DISKIN T, WIESEL A. Deep MIMO detection[C]//2017 IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Piscataway: IEEE, 2017: 1-5.
- [8] 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, 2017, 7(1): 114-117.
- [9] HUANG H J, GUO S, GUI G, et al. Deep learning for physical-layer 5G wireless techniques: Opportunities, challenges and solutions[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(1): 214-222.
- [10] WANG Y, LIU M, YANG J, et al. Data-driven deep learning for automatic modulation recognition in cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 4074-4077.
- [11] NACHMANI E, MARCIANO E, BURSHTEIN D, et al. RNN decoding of linear block codes[EB/OL]. (2017)[2022]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:18262730>.
- [12] O'SHEA T, HOYDIS J. An introduction to deep learning for the physical layer[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2017, 3(4): 563-575.
- [13] WU N, WANG X D, LIN B, et al. A CNN-based end-to-end learning framework toward intelligent communication systems[J]. IEEE Access, 2019, 7: 110197-110204.
- [14] PATZOLD M, SZCZEPANSKI A, YOUSSEF N. Methods for modeling of specified and measured multipath power-delay profiles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2002, 51(5): 978-988.
- [15] European Telecommunications Standards Institute. 3GPP: TS25.105[S/OL]. [2022-04-08]. <http://www.3gpp.org>.

作者简介



刘乔寿 男,1979年8月出生于云南省曲靖市. 现为重庆邮电大学副教授、硕士生导师. 主要研究方向为5G超密集网络干扰协调、云边协同智能计算、FPGA智能算法加速、物联网系统及终端设备开发.

E-mail: liuqs@cqupt.edu.cn



刘俊杰 男,1998年3月出生于湖北省天门市. 目前就读于重庆邮电大学. 主要研究方向为基于神经网络的端到端无线通信.

E-mail: 15871764726@163.com



蔚淦丞 男,1998年6月出生于山西省朔州市. 目前就读于重庆邮电大学. 主要研究方向为自动编码器、基于深度学习的信道估计.

E-mail: 758125724@qq.com

周雄 男,1999年10月出生于湖北省洪湖市. 目前就读于重庆邮电大学. 主要研究方向为基于强化学习的信道估计.

E-mail: zhouxiong@163.com