

引用本文: 陈博, 刘俊杰, 张硕, 等. 基于 CD-net 的相干光滤波器组多载波通信系统信道均衡方法[J]. 光通信技术, 2022, 46(5): 70–76.

基于 CD-net 的相干光滤波器组多载波通信系统信道均衡方法

陈博, 刘俊杰, 张硕, 王道斌*, 元丽华, 李晓晓

(兰州理工大学 理学院, 兰州 730050)

摘要: 针对基于交错正交幅度调制的相干光滤波器组多载波(CO-FBMC-OQAM)通信系统的信道均衡问题, 提出了一种基于人工神经网络(CD-net)的信道均衡方法。CD-net 融合了卷积神经网络和深度神经网络的优点, 能够完成 CO-FBMC-OQAM 通信系统的信道均衡任务。在 CD-net 中, 卷积神经网络模块首先对接收端畸变信号进行特征提取, 再由深度神经网络模块完成信号解调和信道均衡, 并恢复出原始信息。数值仿真结果表明: 与传统信道均衡方法相比, CD-net 方法在误码率性能方面具有更大的优势, 能够较好地解决 CO-FBMC-OQAM 系统的信道失真问题。

关键词: 光通信; 滤波器组多载波; 神经网络; 信道均衡

中图分类号: TN929.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2022)05-0070-07

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2022.05.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Channel equalization method based on CD-net for multicarrier communication systems with coherent optical filter banks

CHEN Bo, LIU Junjie, ZHANG Shuo, WANG Daobin*, YUAN Lihua, LI Xiaoxiao

(School of Science, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: This paper proposes an channel equalization method based on artificial neural network (CD-net), which for deals with the channel equalization problem of coherent optical filter bank multicarrier with offset quadrature amplitude modulation (CO-FBMC-OQAM) communication system. CD-net combines the advantages of convolutional neural network and deep neural network to perform the channel equalization task for the CO-FBMC-OQAM communication system. In CD-net, the convolutional neural network modular first performs feature extraction of the distorted signal at the receiving end. Then the deep neural network modular performs signal demodulation and channel equalization, and recovers the original information. The numerical simulation results show that compared with the traditional channel equalization method, the CD-net method has a greater advantage in bit error rate performance, which can better solve the channel distortion problem of the CO-FBMC-OQAM communication system.

Key words: optical communication, filter bank multicarrier, neural network, channel equalization

0 引言

随着万物互联、大数据和区块链等新兴业务的蓬勃发展,人们对光网络传输速率和容量的需求不断攀升,光纤通信技术面临前所未有的挑战^[1]。为了应对上

述变化趋势,多载波调制被广泛应用于光纤通信网络以进一步提升频谱效率。多载波调制技术将整个信号带宽划分为多个窄带子载波信号,能够有效抵御色散效应带来的影响,并且具有均衡复杂度低的优点,能实现高速率的数据传输。近年来,人们将基于交错正交幅度调制的滤波器组多载波(FBMC-OQAM)技术引入到相干光正交频分复用(CO-OFDM)系统中,由于 CO-FBMC-OQAM 具有带外频谱泄露少和时频聚焦优良的特性,受到研究人员的广泛关注和研究^[2-4]。

CO-OFDM 系统可以利用偏振态和相位传递信息,有效提升频谱效率^[5],但是光纤信道内的各种物理损伤对传输质量有很大影响,因此需要在光接收机中采用有效的信道均衡技术补偿各类信道损伤,从而实

收稿日期: 2021-11-05。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62141505, 61367007)资助; 甘肃省自然科学基金项目(20JR10RA154)资助。

作者简介: 陈博(1996—),男,辽宁朝阳人,硕士研究生,就读于兰州理工大学理学院物理电子学专业,主要从事相干光滤波器组多载波通信系统、神经网络方面的研究工作。

* 通信作者: 王道斌(1976—),男,博士,副教授,主要研究方向为光纤通信技术、微纳光子传感器技术。



现信号稳定准确地传输^[6]。但是,目前适用于 CO-OFDM 系统的信道估计与均衡方法并不适用于 FBMC-OQAM 系统,原因是 FBMC-OQAM 系统的载波间和符号间存在固有虚部干扰,这使得信道均衡过程变得更加复杂^[7]。对于 CO-FBMC-OQAM 系统,信道估计主要以辅助导频法为主。文献[8]提出了一种基于训练序列的 FBMC-OQAM 信道估计算法,这种方法首先在信号前端插入一段训练序列,因为已知导频符号的具体值,所以可以确定其相互间的干扰,在接收端很容易将固有虚部干扰消除。文献[9]报道了一种基于非线性离散导频的 FBMC-OQAM 信道估计方法,它的特点是对辅助导频发射功率的线性范围没有过高要求,但是由于需要预编码处理,会导致额外的计算复杂度。文献[10]提出了一种针对 CO-FBMC-OQAM 系统的改进最小二乘信道估计算法,该方法采用基于离散傅立叶变换的干扰抑制技术,可以消除信道估计过程中残留的固有干扰和信道噪声影响,比传统最小二乘法信道估计算法具有更好的误码率性能。以上方法通常将信道拟合成一个线性模型,使用迭代算法逼近其最优解,但难以较为准确地拟合光纤信道内非线性效应造成的影响,因此,为 CO-FBMC-OQAM 系统设计一种高效准确信道均衡方法成为一个亟待解决的问题。

近些年,神经网络在通信系统中的信道均衡方面已经有了丰富的研究成果,例如高速移动环境下 OFDM 系统的信道估计^[11],基于神经网络的无线 FBMC 系统信道均衡^[12]等。与无线通信系统相比,CO-OFDM 系统中的非线性效应更强,对系统的干扰更加严重。基于此,本文针对 CO-FBMC-OQAM 系统提出一种基于人工神经网络(CD-net)的信道均衡方法,下文简称 CD-net 方法。

1 CO-FBMC-OQAM 系统模型和信道均衡问题

1.1 CO-FBMC-OQAM 系统模型

在 CO-FBMC-OQAM 系统发送端,串行的客户数据流首先进行信道编码和符号映射,然后对数据进行 OQAM,接着进行傅里叶逆变换,通过综合滤波器组进行滤波后,最终叠加在一起得到时域信号波形并发送到光纤信道。CO-FBMC-OQAM 系统的时域发送信号可以表示为

$$s(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=1}^N a_{m,n} g_{m,n}(t) \quad (1)$$

其中, N 表示子载波数, m 是时域序号, n 是频域序号, $a_{m,n}$ 代表实值信号, $g_{m,n}(t)$ 是时频移位滤波器,其

表达式为

$$g_{m,n}(t) = e^{j2\pi n v_0 t} e^{j(m+n)\frac{\pi}{2}} g(t - m\tau_0) \quad (2)$$

其中, v_0 表示相邻子载波频率间隔, τ_0 表示输入符号的间隔。

在接收端,时频格点 (m_0, n_0) 处的解调信号可以表示为

$$\hat{a}_{m_0, n_0} = \langle s(t), g_{(m_0, n_0)} \rangle_R = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=1}^N a_{m,n} \langle g_{m,n}, g_{m_0, n_0} \rangle_R \quad (3)$$

其中, $\langle g_{m,n}, g_{m_0, n_0} \rangle_R$ 表示2个不同的滤波器函数求内积并取实部, R 表示取实部操作。令 $K(p, q) = \langle g_{m,n}, g_{m_0, n_0} \rangle_R$,其中 $p = m - m_0, q = n - n_0$,由式(3)可以得出,在理想信道环境下,为了解调出各子载波上承载的原始信息,滤波器函数需要满足条件为

$$K(p, q) = \langle g_{m,n}, g_{m_0, n_0} \rangle_R = \begin{cases} 1, m=m_0 \text{ 且 } n=n_0 \\ 0, m \neq m_0 \text{ 且 } n \neq n_0 \end{cases} \quad (4)$$

以上各式说明,CO-FBMC-OQAM 系统需要选取具有优良时频聚焦特性的原型滤波器,这样可使不同子载波之间的固有虚部干扰为0,消除干扰的影响。

1.2 CO-FBMC-OQAM 系统的信道均衡问题

在真实信道环境下,CO-FBMC-OQAM 系统的原型滤波器只满足实数域正交条件,而往往无法满足式(4),滤波器组输出端的虚部干扰会阻碍信号进行准确的恢复解调。若令 $j\xi_{m,n}^{m_0, n_0} = \langle g_{m,n}, g_{m_0, n_0} \rangle$, $m, n \neq m_0, n_0$,则 CO-FBMC-OQAM 的接收端信号可以表示为

$$r_{m_0, n_0} = H_{m_0, n_0} a_{m_0, n_0} + j \sum H_{m,n} a_{m,n} \xi_{m,n}^{m_0, n_0} + n_{m_0, n_0}, m, n \in \Omega_{(1,1)} \quad (5)$$

其中, H_{m_0, n_0} 表示信道频率响应, n_{m_0, n_0} 表示噪声, $\Omega_{(1,1)}$ 表示 (m_0, n_0) 的一阶最近邻格点。对于邻近的时频格点可认为 $H_{m_0, n_0} \approx H_{m,n}$,因此式(5)可以表示为

$$r_{m_0, n_0} = H_{m_0, n_0} A_{m_0, n_0} + n_{m_0, n_0} \quad (6)$$

其中, $A_{m_0, n_0} = a_{m_0, n_0} + j \sum a_{m,n} \xi_{m,n}^{m_0, n_0}$ 。各个子载波的信道频率响应可以按式(7)计算。

$$\hat{H}_{m_0, n_0} = r_{m_0, n_0} / A_{m_0, n_0} \approx H_{m_0, n_0} + n_{m_0, n_0} / A_{m_0, n_0} \quad (7)$$

在传统的干扰近似或消除法中,首先在每一帧中插入多个导频,根据干扰系数计算导频位置附近的固有虚部干扰,然后按照式(7)估计信道的频率响应。对于光纤信道的非线性损伤,还需要额外设计复杂度高的算法对其进行均衡,例如数字背向传输、非线性预补偿和后补偿以及基于沃尔塔拉级数的非线性均衡等^[13]。

陈博,刘俊杰,张硕,等:基于 CD-net 的相干光滤波器组多载波通信系统信道均衡方法

但是,这些算法计算量大且均衡效果不够理想,难以适应动态、可重构的网络传输环境。由于神经网络对非线性问题出色的拟合能力,本文利用神经网络来恢复光纤信道的非线性损伤。

2 CD-net 方法

2.1 方法原理

CO-FBMC-OQAM 的系统结构如图 1 所示。在发射端,数据首先进行 OQAM,插入导频后进入合成滤波器组,将电信号转化为光信号后送入光纤信道。在接收端,经过相干检测后的信号首先经过分析滤波器组,然后进入本文提出的 CD-net 恢复信道损伤,并解调恢复成原始的比特流。

光纤信道损伤的均衡部分、导频提取部分以及 O-QAM 解调部分均由 CD-net 完成。CD-net 的应用分为离线训练和在线解调 2 个阶段。在离线训练阶段,本文通过大量的样本对神经网络进行训练,使神经网络

能够学习信道特征以及子载波数据间的关系,这些 FBMC 样本是在不同的光纤信道条件下生成的,具有一定的统计特性。在线解调阶段使用训练后的 CD-net 直接对畸变信号进行恢复与解调。

CD-net 处理数据的过程如图 2 所示。在 CD-net 的工作过程中,输入数据的子载波数为 N_c ,每帧包含 S 个 FBMC 符号,共有 T 个 FBMC 传输符号。首先,将分析滤波器组输出的数据复制成 2 份,一份按照实部和虚部拆分成 2 个实值通道输入卷积神经网络(CNN)模块进行特征提取,另一份输入数据预处理模块。数据预处理模块将输出数据同样拆分为实部和虚部并在同一维度进行拼接,组成二维的实值矩阵。完成拼接后与 CNN 所提取出的特征数据进行合并,最终输入到深度全连接神经网络。

CNN 具有表征学习能力,能够从输入信息中提取高阶特征^[14-16]。因此,在 CD-net 中首先利用 CNN 对分析滤波器组的输出数据进行信道特征提取。CD-net 中

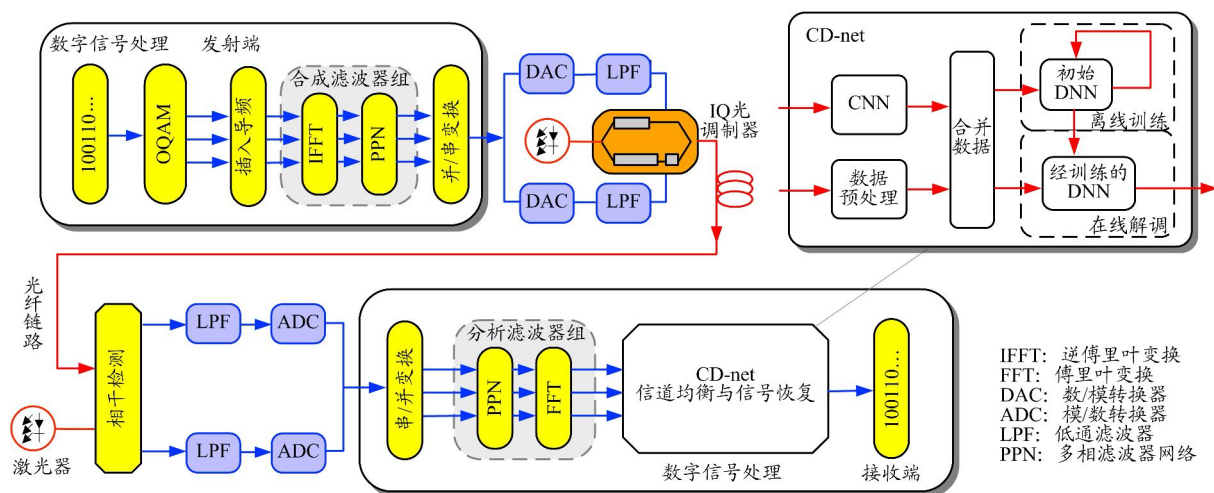
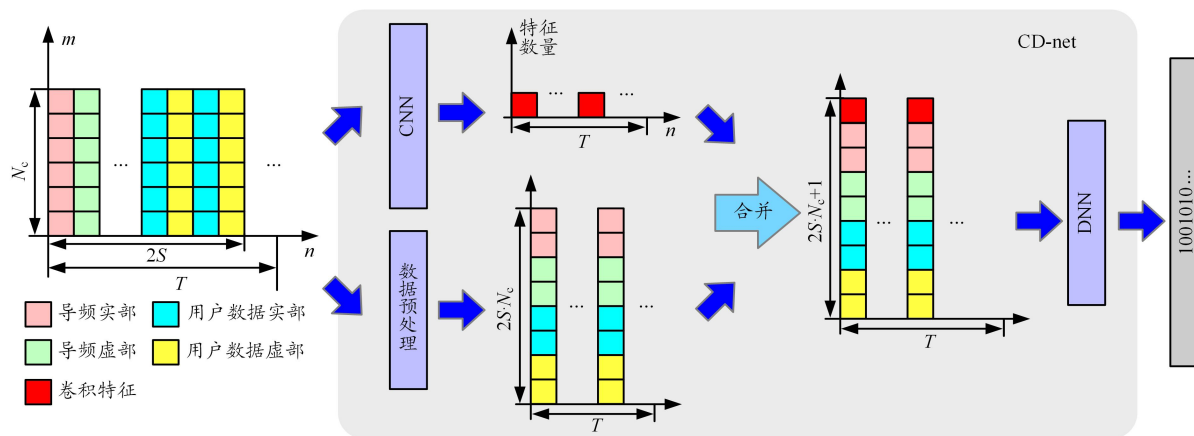
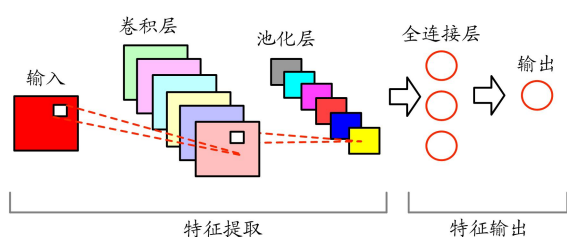


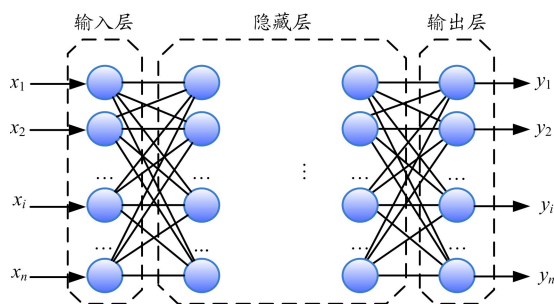
图1 基于CD-net的CO-FBMC-OQAM系统结构



(a) 数据流结构



(b) CNN 结构



(c) DNN 结构

图 2 CD-net 处理数据过程

的 CNN 部分共设置了 2 层卷积层和 1 层全连接层, 卷积层分别使用线性激活函数 $f_{\text{ReLU}}(x)$ 和非线性激活函数 $f_{\text{sigmoid}}(x)$ 对应提取接收信号的线性特征和非线性特征, 全连接层对所提取特征进行归一化处理。对于输入数据 x , 2 个卷积层的激活函数可以分别表示为

$$f_{\text{ReLU}}(x) = \max(0, x) \quad (8)$$

$$f_{\text{sigmoid}}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

所以, CNN 所提取的信道特征 α 表示为

$$\alpha' = f_{\text{sigmoid}}(W^{(2)} \otimes f_{\text{ReLU}}(W^{(1)} \otimes \alpha + b^{(1)}) + b^{(2)}) \quad (10)$$

其中, W 表示 CNN 中的卷积滤波器, α 表示经过分析滤波器组处理后的输入矩阵, b_i 表示初始偏置矩阵, $\otimes$ 表示卷积计算, 上标为卷积层索引。

数据预处理模块的输出会与 CNN 模块提取的特征数据在同一维度合并, 表示为

$$o' = \text{concat}(\alpha' + \alpha) \quad (11)$$

合并后的数据作为深度神经网络(DNN)的输入, 其中包含由 CNN 所提取的卷积信道特征和受到光纤信道影响的畸变信号。一个常规 DNN 的主要结构包括输入层、隐藏层和输出层 3 个部分, 每层神经网络由大量的神经元构成, 神经元首尾依次连接, 数据由输入端输入, 经过隐藏层运算后由输出层输出。单个神经元是人脑神经元结构的简化模型^[17], 其执行的完整功能可以描述为

$$y = f\left(\sum_{i=0}^n \omega_i o'_i + b_j\right) \quad (12)$$

其中, $f(x)$ 是神经元激活函数, o'_i 是上一层第 i 个神经元的输出; ω_i 代表 o'_i 的权重, 用来控制缩放上层神经元的特征值; b_j 表示当前层 j 的偏置值。输入数据 o' 经过 DNN 模块的恢复解调得到预测数据 $\hat{X}$ 为

$$\hat{X} = F(o') = f_{\text{sigmoid}}^{(\text{out})}(f_{\text{ReLU}}^{(3)}(f_{\text{ReLU}}^{(2)}(f_{\text{ReLU}}^{(1)}(o'^{(1)}, w^{(1)}, b^{(1)}), w^{(2)}, b^{(2)}), w^{(3)}, b^{(3)})) \quad (13)$$

其中, 上标表示该参数所属层号, (out) 表示输出层, w 和 b 分别表示权重矩阵和偏置矩阵。DNN 模块的预测损失函数设定为

$$\text{Loss} = \frac{1}{N} \sum_k [\hat{X}(k) - X(k)]^2 \quad (14)$$

其中, $\hat{X}(k)$ 表示第 k 个训练标签 $X(k)$ 的预测值, N 表示训练的总样本数。神经网络以最小化损失函数值为目标进行反复训练, 直至神经网络完成收敛或者达到既定的训练次数。训练完成的 CD-net 会固定所有的参数, 然后铺设到 CO-FBMC-OQAM 系统中对实时信号进行恢复解调。

DNN 模块的输入层设置 769 个神经元, 其中 768 个神经元用于输入每帧中导频和传输数据的实部与虚部信息, 1 个神经元输入 CNN 模块提取的信道特征信息。为了得到更好的系统性能, 本文设 DNN 模块共 5 层, 包含 3 个隐藏层、1 个输入层和 1 个输出层。隐藏层和输出层的神经元数量分别设置为 640、256、100 和 16, 传输数据每 16 bit 为一组进行单独的恢复解调。

2.2 模型训练

针对 CO-FBMC-OQAM 系统的信道均衡问题, 本文需要通过监督学习的方式训练神经网络模型。在训练阶段, 分析滤波器组输出的畸变信号作为神经网络的输入, 初始携带信息的二进制比特流作为标签。训练完成后, 将分析滤波处理后的畸变信号输入到训练好的 CD-net 中进行性能测试。生成训练样本、标签的仿真过程如下:

① 随机生成一组二进制比特序列并将它们保存为监督信息, 采用 4QAM 的调制格式对数据进行调制。

② 在步骤①生成数据的前端插入导频序列^[19]。

③ 将步骤②组合后的数据依次经过 OQAM、傅里叶逆变换(IFFT)合成滤波器组和 IQ 调制器等模块, 转化成串行的光信号后送入光纤信道中。

④ 将接收到的光信号转化成电信号, 依次经过分析滤波器组、傅里叶变换(FFT)等模块进行初步解调, 然后经过神经网络模型中的 CNN 模块和数据预处理

陈博,刘俊杰,张硕,等:基于 CD-net 的相干光滤波器组多载波通信系统信道均衡方法

模块,合并为输入 DNN 的实值样本。

重复上述过程,本文可以得到足够多的训练样本与标签。然后,采用性能较为优越的自适应矩估计算法更新 DNN 中的参数,学习速率初始值设置为 0.001,每训练 10 次学习速率衰减为前值的 0.995 倍,总训练次数设置为 10 000 次。为了加强神经网络的泛化能力,本文在 DNN 中加入了神经元剪裁操作,神经元的剪裁率设置为 0.2。

3 仿真结果与分析

本文利用数值仿真验证 CD-net 方法,CO-FBMC-OQAM 系统仿真参数如下:设 FBMC 载波数目为 64,每帧包含 6 个 FBMC 符号,其中导频符号数目与有效载荷数目均等于 3;为了得到更稳定的模型,采集 5000 组频域数据作为样本,其中训练数据占 60%,测试数据占 40%;采用标准单模光纤和 4QAM 调制格式;FFT 点数为 64,激光器中心波长为 1550 nm,时域采样速率为 50 GS/s;CD-net 方法由基于 TensorFlow 的深度学习框架进行搭建、训练和测试。硬件仿真环境为 Intel(R)core(TM)i7-10875H CPU,运行内存为 16 GB。

3.1 时间代价仿真分析

实时相干光通信系统对时间代价的要求较高,如果接收端信道均衡算法过于复杂会导致系统产生时延。本文统计了光信噪比为 10 dB、背靠背场景下 CD-net 方法时间代价随训练次数的变化情况,结果如表 1 所示。可以看出,离线训练时间随神经网络训练次数的增加而逐渐升高,同时误码率呈下降趋势;当训练次数达到 10 000 次后神经网络基本完成收敛,系统误码率保持稳定;训练次数变化过程中 CD-net 方法的在线解调时间基本保持不变。以上仿真结果说明:CD-net 方法处理光纤信道均衡问题的大部分时间代价来源于离线训练阶段;神经网络通过离线训练达到收敛

表 1 CD-net 方法时间代价

训练次数	离线训练时间/ms	在线解调时间/ms	误码率
1000	168 221	126	0.0102
3000	482 879	131	0.0049
5000	848 706	135	0.0045
10000	1749 206	131	0.0038
13000	2 254 826	132	0.0037
15000	2 624 331	132	0.0038

后,在线解调阶段只需要较小的时间开销就可以完成对畸变信号的恢复解调。在实际应用中可以考虑使用更好的硬件设施,例如更换性能更好的 CPU,扩展运行内存,使用 GPU 加速等方法进一步缩短神经网络的在线使用时间,进而满足实时通信系统的时延要求。与传统的信道均衡算法相比,CD-net 方法需要性能较高的计算机硬件进行辅助,并且带来了离线阶段训练时间上的额外开销。但是,CD-net 方法训练完成就可以离线使用,不会再增加额外计算开销。另一方面,在误码率性能方面,训练好的神经网络拥有更好的信道均衡性能。

3.2 均方根误差(RMSE)仿真分析

RMSE 能够判断预测值与真实值之间的偏差,对一组预测数据中的特大或特小的误差反应非常敏感,所以能够很好地反映出神经网络的预测精度。本文在背靠背 CO-FBMC-OQAM 系统中分别利用 CD-net 方法和基于 DNN 的信道均衡方法(下文简称 DNN 方法)执行信道均衡任务,然后对比了它们的 RMSE 值,结果如图 3 所示。可以看出,CD-net 方法的信号恢复精度要高于普通的 DNN 方法,说明 CD-net 方法能够成功提取 CO-FBMC-OQAM 信号的特征信息,对畸变信号拥有更强的恢复能力,光纤信道均衡性也更好。

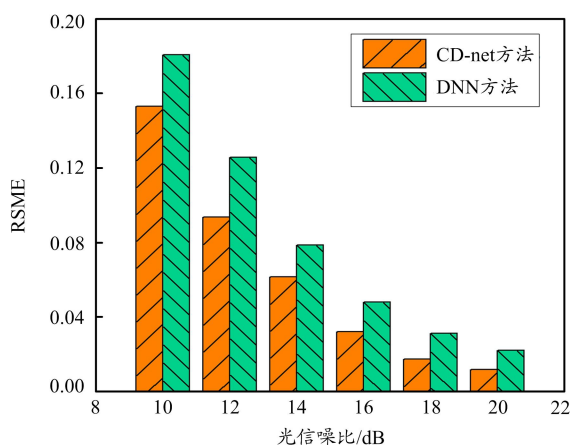


图 3 背靠背场景下 2 种方案的 RMSE

3.3 相位噪声仿真分析

对于任何相干光通信系统,相位噪声是一种重要的物理损伤,光信号传输过程相位噪声的累积会导致接收机解码模块产生判决错误,严重影响传输质量。为了分析相位噪声对信道均衡性能的影响,本文将背靠背 CO-FBMC-OQAM 系统的激光器线宽设定为 50 kHz,分别使用实值导频的干扰近似导频(IAM-R)方法,使用虚数导频的干扰近似导频(IAM-I)方法,增强版的 IAM-I(IAM-C)方法这 3 种传统信道均衡方法

以及 DNN 方法和 CD-net 方法进行信道均衡, 获得的接收端误码率与光信噪比的关系曲线如图 4 所示。可以看出, 不管采用何种方法, 随着光信噪比升高, 系统误码率均逐渐减小; 与传统信道均衡方法相比, 在相同光信噪比条件下, DNN 方法、CD-net 方法都能够提供更低的误码率, 其中 CD-net 方法的误码性能最好。

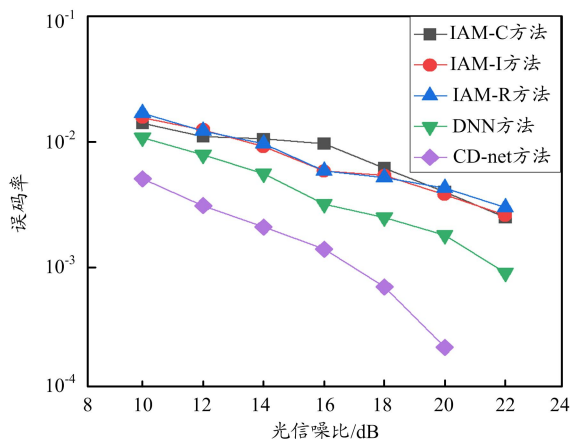


图4 本振激光器线宽等于 50 kHz 条件下 背靠背系统误码率随光信噪比变化图

3.4 传输距离仿真分析

本文研究标准单模光纤信道对 CD-net 方法的影响, 不同信道均衡方法对应的误码率随传输距离变化的情况如图 5 所示。由于同时考虑了色散和非线性效应, 系统的误码率受到了较大影响, 每一种均衡方法的误码率均随着传输距离的增大而增大; 3 种传统信道均衡方法的信道估计性能近似相同, 随着传输距离增加, 误码率快速增长; CD-net 方法的误码率性能具有明显优势, 当光纤传输距离为 240 km 时, 该方法提供的误码率为 8.6×10^{-3} , 传统信道均衡方法的误码率已经升高到 2.5×10^{-1} 左右, 原因是非线性激活函数可

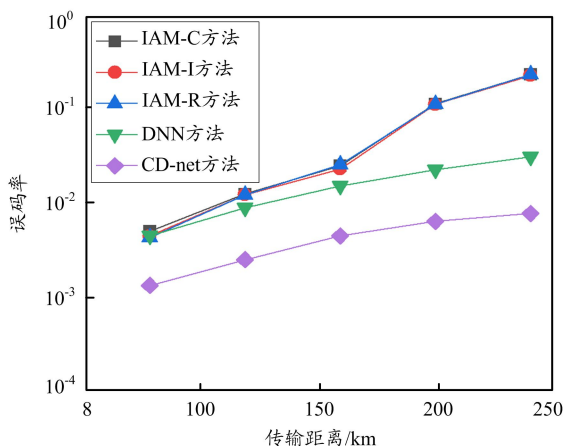


图5 系统误码率随传输距离变化图

以为神经网络提供非线性处理能力, 同时 CD-net 方法在 DNN 方法的基础上能够学习光纤信道特征。

3.5 发射功率仿真分析

在光纤通信系统中, 激光器的发射功率过高会导致严重的非线性效应, 进而影响通信系统的传输能力。本文研究了光纤长度为 240 km 时 IAM-R 方法和 CD-net 方法在不同发射功率下系统的误码率, 如图 6 所示。可以看出, 当发射功率小于 -12 dBm 时, IAM-R 方法的信道均衡性能要优于 CD-net 方法; 当发射功率大于 -2 dBm 后, CD-net 方法的信道均衡性能更好。这是因为发射功率较大时光纤信道的非线性效应影响变大, 传统的信道估计方法对此类物理损伤的补偿能力不足, 导致误码率升高, 而 CD-net 方法对此类非线性效应具有较好的适应性, 能够提供更好的误码率性能。因此, 对于实际 CO-FBMC-OQAM 系统, 本文所提的 CD-net 方法在发射功率较大时具有更强的鲁棒性。

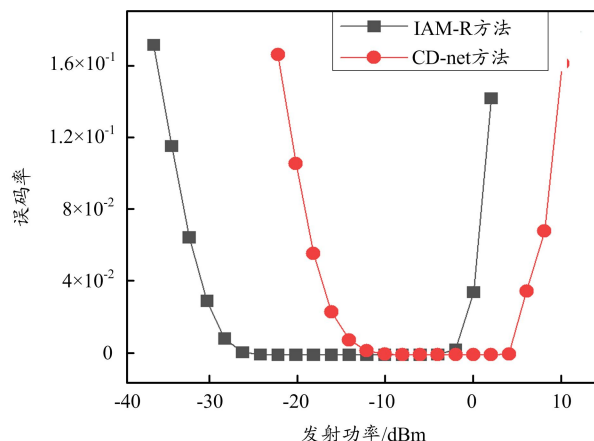


图6 系统发射功率与误码率关系图

4 结束语

本文为 CO-FBMC-OQAM 系统设计了一种基于 CD-net 的信道均衡方法, 该方法利用 CD-net 执行信道均衡任务。使用数值仿真研究了该方法的信道均衡能力, 结果表明: 与传统信道均衡方法相比, CD-net 方法采用离线方式进行训练, 具有更好的信道均衡性能。另外, CD-net 方法对畸变光信号有较强的恢复能力, 对光纤中的非线性损伤具有更强的鲁棒性, 能够为系统提供更好的误码率性能。本文的研究结果为 CO-FBMC-OQAM 技术的发展提供了有益参考。

参考文献:

- [1] 谈仲伟, 吕超. 光纤通信技术发展现状与展望 [J]. 中国工程科学,

陈博,刘俊杰,张硕,等:基于 CD-net 的相干光滤波器组多载波通信系统信道均衡方法

2020,22(3):100-107.

[2] BAGHAKI A, CHAMPAGNE B. Joint frequency offset, time offset, and channel estimation for OFDM/OQAM systems [J]. Journal on Advances in Signal Processing, 2018, 2018(1): 1-19.

[3] WANG D B, YUAN L H, LEI J L, et al. Joint channel/frequency offset estimation and correction for coherent optical FBMC/OQAM system [J]. Optical Fiber Technology, 2017, 39: 87-94.

[4] LI C, YANG Q. Optical OFDM/OQAM for the future fiber-optics communications[J]. Procedia Engineering, 2016, 140: 99-106.

[5] HAN Y, LI G F. Coherent optical communication using polarization multiple-input-multiple-output [J]. Optics Express, 2005, 13 (19): 7527-7534.

[6] WANG D B, CHEN B, LIU N N, et al. Frequency synchronization based on a cascading cross-correlation function for CO-FBMC-OQAM [J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(4): 724-730.

[7] EL-GANINY M Y, ASHRAF A M K, AZIZA I H, et al. A preamble based channel estimation methods for FBMC waveform: a comparative study[J]. Procedia Computer Science, 2021, 182(4): 63-70.

[8] KOFIDIS E, KATSELIS D, RONTOGIANNIS A, et al. Preamble-based channel estimation in OFDM/OQAM systems: a review [J]. Signal Processing, 2013, 93(7): 2038-2054.

[9] CUI W, QU D, TAO J, et al. Coded auxiliary pilots for channel estimation in FBMC-OQAM systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(5): 2936-2946.

[10] ALAGHBARI K A, LIM H S, ELTAIF T. An improved least squares channel estimation algorithm for coherent optical FBMC/OQAM system[J].

Optics Communications, 2019, 10: 141-147.

[11] 廖勇,花远肖,姚海梅,等. 高速移动环境下基于深度学习的信道估计方法[J]. 电子学报, 2019, 47(8): 1701-1707.

[12] CHENG X, LIU D, WANG C, et al. Deep learning-based channel estimation and equalization scheme for FBMC/OQAM systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3): 881-884.

[13] 李亚杰,赵永利,刘守东,等. 基于人工智能的光纤非线性均衡算法研究概述[J]. 电信科学, 2020, 36(3): 61-70.

[14] ROCCO I, ARANDJELOVIC R, SIVIC J. Convolutional neural network architecture for geometric matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 41(11): 2553-2567.

[15] 聂茜茜,肖斌,毕秀丽,等. 基于超像素级卷积神经网络的多聚焦图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(4): 1-9.

[16] ZEILER M, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional neural networks[J]. Springer International Publishing, 2014, 53: 818-833.

[17] ROSENBLATT F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain [J]. Psychological Review, 1958, 65: 386-408.

[18] YE H, LI G Y, JUANG B H F. Power of deep learning for channel estimation and signal detection in OFDM systems [J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2017, 7(1): 114-117.

[19] CLÉLÉ J P, JAVAUDIN J P, LEGOUABLE R, et al. Channel estimation methods for preamble-based OFDM/OQAM modulations [J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies, 2010, 19 (7): 741-750.