

用于带限 DML-IMDD 系统中的深度神经网络均衡器简化方案

孙雨潼¹, 毕美华^{1,2,3*}, 习雨¹, 许蒙蒙¹, 胡淼¹

(1. 杭州电子科技大学 通信工程学院, 杭州 310018; 2. 上海交通大学 光纤区域网与新型光通信系统国家重点实验室, 上海 200240; 3. 江苏省新型光纤技术与通信网络工程研究中心, 江苏 苏州 215000)

摘要: 为提升基于带限光电器件及直接调制激光器(DML)的强度调制直接检测(IMDD)系统性能, 解决传统均衡器计算复杂度过高的问题, 提出深度神经网络(DNN)均衡器简化方案。首先, 利用自适应动量估计(Adam)算法更新 DNN 的权重系数, 优化了传统梯度下降算法的迭代速度和收敛性能; 然后, 在此基础上引入丢弃层和剪切操作以降低 DNN 的高计算复杂度, 减少网络结构的冗余连接, 并避免过拟合现象的产生。最后, 在 80 Gb/s 带限 DML-IMDD 仿真系统中验证了 DNN 均衡器简化方案的有效性和可行性。

关键词: 均衡方案; 简化方案; 深度神经网络; 强度调制直接检测系统; 丢弃层; 剪切方法

中图分类号: TN929.11 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2023)04-0073-06

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.04.014

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Simplified scheme of deep neural network equalizer for limited-bandwidth DML-IMDD system

SUN Yutong¹, BI Meihua^{1,2,3*}, XI Yu¹, XU Mengmeng¹, HU Miao¹

(1. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Optical Communication System and Networks, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 3. Jiangsu Engineering Research Center of Novel Optical Fiber Technology and Communication Network, Suzhou Jiangsu 215000, China)

Abstract: In order to improve the performance of intensity modulation direct detection (IMDD) systems based on band-limited optoelectronic devices and direct modulation lasers (DML), solve the problem of high computational complexity of traditional equalizers, a simplified scheme for deep neural network (DNN) equalizers is proposed. Firstly, the adaptive momentum estimation (Adam) algorithm is used to update the weight coefficients of DNN, optimizing the iteration speed and convergence performance of traditional gradient descent algorithm. Then, based on this, discard layers and pruning operations are introduced to reduce the high computational complexity of DNN, reduce redundant connections in the network structure, and avoid overfitting phenomenon. Finally, the effectiveness and feasibility of the simplified scheme of DNN equalizer are verified in an 80 Gb/s bandlimited DML-IMDD simulation system.

Key words: equalization scheme, simplified scheme, deep neural network, intensity modulation directly detection system, dropout layer, shearing method

收稿日期: 2022-09-14。

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(编号: LY20F050004)资助; 江苏省新型光纤技术与通信网络工程研究中心开放研究课题(编号: SDGC-2120)资助。

作者简介: 孙雨潼(1998—), 女, 硕士研究生, 现就读于电子科技大学信息与通信工程学院电子与通信工程专业, 主要从事光纤传输系统中信号的均衡算法方面的研究工作, 并针对使用低成本光电元件带宽受限的 DML-IMDD 系统进行均衡算法研究及其仿真验证。

*** 通信作者:** 毕美华(1981—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为光与无线融合接入, 新型光接入网系统等。



0 引言

为了低成本实现高速短距离光通信系统^[1-3]容量升级, 基于带限光电器件及直接调制激光器(DML)的强度调制直接检测(IMDD)传输技术被认为是当前短距离光通信系统中的优选方案^[4-6]。然而, 在该系统中, 光电器件的带宽限制、光纤色散及 DML 啁啾等因素导致的线性串扰及非线性畸变将严重影响系统的传输性能^[7-8]。为此, 研究高效能的信道均衡算法以提升高速 DML-IMDD 系统性能是当前低成本短距离光通信领域中的研究热点之一。

深度学习算法因其强大的功能被广泛用于处理光通信系统中存在的问题,特别是基于不同网络结构对接收端信号的损伤进行补偿的方案备受关注^[9-14]。神经网络 (NN) 具有较好的非线性拟合能力,为实现 DML-IMDD 系统中的非线性失真的补偿提供了可能。文献 [9] 提出采用 NN 补偿 65 GBaud 正交幅度调制 (QAM) 光纤传输系统中因波长选择开关造成的光学滤波损伤。文献[10]在 212 Gb/s IMDD 四电平脉冲幅度调制(PAM4)系统中,提出并验证了基于长短期记忆人工 NN 的非线性系统的拟合能力,用于提升系统性能。除此之外,在 IMDD 系统中,文献[11]和文献[12]分半采用卷积 NN 和前馈 NN 来消除信号传输过程中的非线性损伤;与传统基于 Volterra 级数的非线性均衡器(VNLE)相比,两者在色散补偿链路^[13]和收发机带宽限制^[14]的传输场景中的灵敏度均有提高。然而,以上方案需要的训练序列过长,计算复杂度过高,难以在对成本敏感的短距离光通信系统中部署。

由于深度神经网络(DNN)具备较强的非线性拟合功能,近几年被引入到长距离光纤通信传输系统中用于提升系统传输特性^[15]。DNN 能够为光通信领域的分类问题提供一个高精度的解决方案,通过将几个分类器串联起来,以经过光纤传输后的接收端信号作为特征、发送端对应的原始信号作为标签训练 DNN 均衡器,从而实现高阶调制信号的分类和识别。但是,DNN 均衡器因其具有复杂的结构和庞大的计算量,难以应用在低成本光电设备的带限 DML-IMDD 系统。如何在充分利用 DNN 强大均衡能力的同时简化 DNN 均衡器成为了当前的研究热点。为此,本文提出一种有效的 DNN 均衡器简化方案。

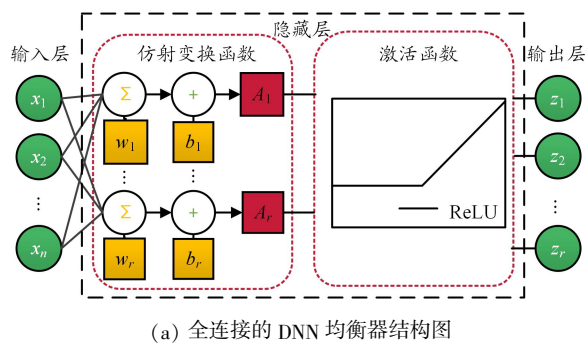
1 DNN 均衡器简化方案的基本原理

1.1 简化方案基本原理

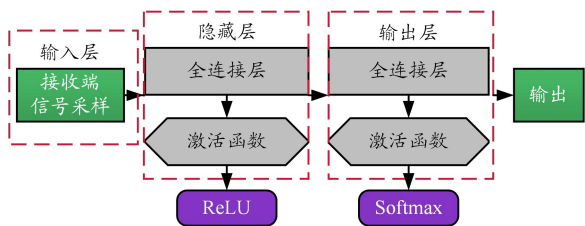
普通 DNN 通常包括输入层、隐藏层和输出层,各层之间是完全连接的,其中每层的输入特征经过“仿射变换”函数处理后,DNN 利用激活函数提高网络的分类能力,如图 1(a)所示。本文设计了一 3 层的 DNN 均衡器,如图 1(b)所示,隐藏层和输出层所用的激活函数分别为整流线性单元(ReLU)和归一化指数函数(Softmax),能更好地拟合系统非线性并提高收敛速度。

“仿射变换”函数如式(1)所示,激活函数对数据的作用如式(2)所示。

$$A_r = \sum_{n=1}^N w_r x_n + b_r \quad (1)$$



(a) 全连接的 DNN 均衡器结构图



(b) 应用 ReLU 和 Softmax 的 DNN 均衡器结构图

图 1 DNN 均衡器结构图

$$\begin{cases} \text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \\ \text{Softmax}(x) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}} \end{cases} \quad (2)$$

其中, n 是输入特征数量, r 为神经元的索引, w 和 b 分别为某个神经元的权重系数和偏置,两者组成的超平面是决策边界, A_r 为“仿射变换”函数的输出。式(2)中 x 为激活函数的输入, $\text{ReLU}(x)$ 及 $\text{Softmax}(x)$ 分别为激活函数的输出。在 DNN 均衡器的输出层, $\text{Softmax}(x)$ 函数的输出表示不同类别的样本间的相对概率,能够用于识别 PAM4 信号的 4 个幅度数据。

为了在训练阶段得到 DNN 均衡器的最佳参数,本文提出的 DNN 均衡器简化方案使用基于批量梯度下降法的自适应动量估计(Adam)算法代替传统梯度下降算法。与传统梯度下降算法相比,Adam 算法对步长变化的敏感性较小,能让误差最小的 DNN 均衡器更快收敛。在每次迭代中,DNN 均衡器利用 Adam 算法不断更新其权值和偏差,直到达到期望的最小误差值。

1.2 DNN 均衡器中引入丢弃层

为了在训练过程中降低计算复杂度的同时有效避免过拟合现象的出现,DNN 均衡器简化方案中采用了丢弃层(Dropout Layer),引入丢弃层前后 DNN 均衡器的示意图如图 2 所示。“丢弃”是指在训练阶段的每次迭代中,以设置的概率 p 作为丢弃率从全连通的网络中删除隐藏层的一些神经元,该删除的选择是随机的。

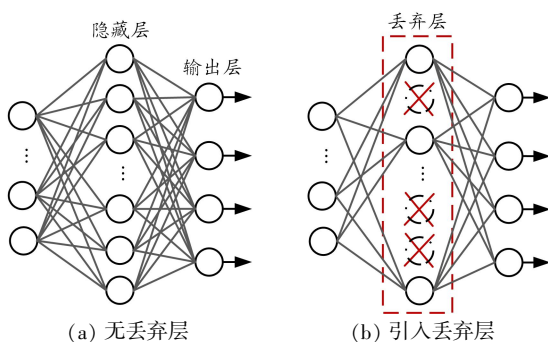


图2 引入丢弃层前后的DNN均衡器示意图

若 $p=0.3$, 则代表大约 30% 的神经元被暂时删除, 其值被设置为零。采用该 DNN 均衡器简化方案对训练数据进行训练和拟合, 并迭代地更新参数。在测试阶段, 将训练过程中暂时删除的神经元恢复为完整的 DNN 均衡器, 权重系数需要按比例乘以概率 $1/p$, 测试阶段的权重系数可以表示为

$$w_{\text{test}}^i = W^i / p \quad (3)$$

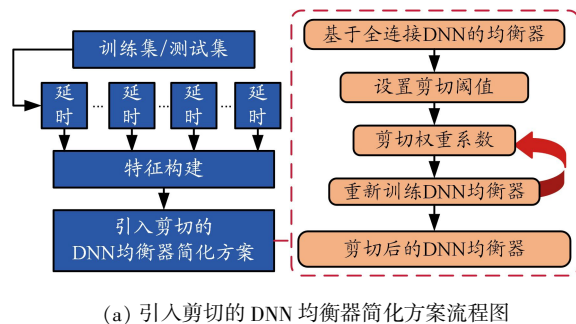
其中, W^i 是第 i 个神经元的权重系数。每次迭代时, 通过使用丢弃层可以减少隐藏层神经元的连接, 得到的局部参数比原 DNN 均衡器大大减少, 简化了 DNN 均衡器结构, 并在一定程度上避免了 DNN 均衡器过拟合现象, 有效提高了其泛化能力。

1.3 DNN 均衡器中引入剪切操作

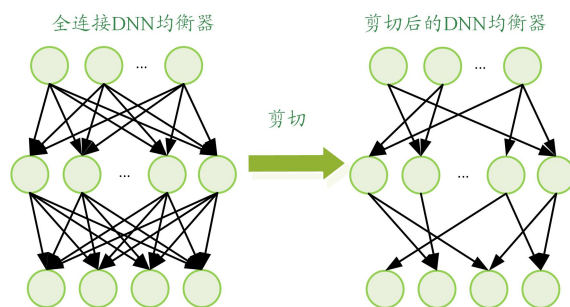
除了神经元之间的相关性会造成 DNN 均衡器在训练阶段的复杂性和计算资源浪费外, DNN 均衡器之间的连接有些也是不必要的, 同样会导致一定的冗余和训练过程的开销^[6]。为减少训练所需的内存容量和计算成本, 本文在 DNN 均衡器中引入剪切操作, 该操作在接收端进行。

引入剪切的 DNN 均衡器简化方案流程图如图 3(a) 所示, 具体步骤如下: 首先, 利用训练集和测试集进行特征构建, 将构建好的特征作为输入, 预训练一个基于全连接 DNN 均衡器, 得到其权重系数; 其次, 设置一个合适的剪切阈值, 将全连接 DNN 均衡器中小于剪切阈值的权重剪切掉; 然后, 重新训练 DNN 均衡器, 并更新剩余权重系数, 直至在某次迭代中达到期望的误差值无需再剪切或迭代次数达到最大值; 最后, 得到一个剪切后的 DNN 均衡器, 如图 3(b) 所示。

剪切后的 DNN 均衡器虽然能节省计算成本, 但可能缺乏足够的参数来精确逼近真正的系统, 影响均衡器的均衡性能。因此, 剪切操作需要在网络复杂度和拟合函数的性能之间权衡取舍。本文介绍了剪切阈值的 2 种计算策略。



(a) 引入剪切的 DNN 均衡器简化方案流程图



(b) 剪切前后的 DNN 均衡器结构图

图3 引入剪切的 DNN 均衡器简化方案流程图和剪切前后 DNN 均衡器结构图

第一种策略是硬性阈值策略, 即直接给定一个阈值 λ , 当 DNN 中一些连接的绝对权重系数小于该阈值, 则将这部分连接从下一次的迭代训练中删除, 该过程可以表示为

$$(w, b) = 0, |w_h| < \lambda \quad (4)$$

其中, w_h 是权重系数经过归一化之后的数值, 因此阈值 λ 的范围为 $[0, 1)$, h 表示训练过程的第 epoch 次迭代。从式(4)可知, 对 DNN 连接的剪切可以理解为将其权重系数 w 和偏置 b 置为 0。硬性阈值策略具有易理解、实施简单的优点, 但基于 DNN 的均衡器的性能会随着 λ 的增加而有所下降; 此外, 还存在重要连接被误删的情况。因此, 在采用硬性阈值策略时, 阈值的选择至关重要。

第二种策略是剪切敏感度策略。当通过将某些权重系数设置为 0 来剪切该连接时, 导致的误差有最小增量。因此, 可以定义一个参数来衡量误差函数对每个连接删除时的敏感性, 然后剪切敏感度低的部分连接, 该参数记作剪切敏感度。单次训练时某个连接的剪切敏感度可以定义为

$$s = - \frac{J(w) \big|_{w=w_i} - J(w) \big|_{w=w_i}}{w_i - w_i} w_i \quad (5)$$

其中, s 为剪切敏感度, $J(w)$ 为误差函数, w_i 为训练结束后的权重系数, w_i 为训练前权重系数的初始化

孙雨潼,毕美华,习雨,等.用于带限 DML-IMDD 系统中的深度神经网络均衡器简化方案

值。式(5)是在一次迭代更新中 w 的变换和误差函数之间的关系。由于删除连接后误差函数可能会变大或变小,用参数 S 来表示权重删除的敏感度,则在 epoch 次迭代训练中,DNN 均衡器对删除某个连接的敏感度可以近似为

$$S \cong \left| - \sum_{n=0}^{h-1} \frac{\partial J}{\partial w}(h) \Delta w(h) \frac{w_f}{w_f - w_i} \right| \quad (6)$$

其中, $\frac{\partial J}{\partial w}$ 表示在第 epoch 次迭代时误差函数关于权重系数的梯度值, $\Delta w(h)$ 为第 epoch 次迭代时权重系数的变化量。通过剪切敏感度对权重系数的重要性进行衡量和排序,在每次训练迭代时,删除 DNN 均衡器中剪切敏感度最小的最后一个连接权重,直至达到迭代次数或期望的误差。

对于低成本的 DML-IMDD 系统,相比于采用全连接 DNN 均衡器,引入剪切的 DNN 均衡器简化方案在训练过程中的计算量更少,训练时间更短,功耗更小,从而加快了收敛速度,在不降低系统传输性能的前提下,该方案更容易在实际通信链路中进行部署和应用,节省资源和训练开销。

2 仿真结果及分析

为了验证所提的 DNN 均衡器简化方案的有效性,本文结合使用 Optisystem 13.0 和 Matlab 软件,搭建了采用 DNN 均衡器简化方案的带限 DML-IMDD 仿真系统传输 PAM4 信号,信号速率设置为 80 Gb/s,接收端采样率为 2 Samples/symbol,系统均衡流程如图 4 所示^[7],具体步骤如下:首先,为了避免由伪随机二进制序列(PRBS)数据导致 DNN 均衡器出现过拟合问题,在 Matlab 软件中生成基于“梅森算法”的随机序列,将其传入二进制序列发生器中,并进行 PAM4 信

号调制;其次,将电 PAM4 信号输入至发射光功率为 10 dBm 的 DML 中进行电光调制;接着,将经过单模光纤传输后的光 PAM4 信号注入光衰减器(带宽为 10 GHz)中,调节输出光功率,并用光功率计进行检测,使其从 -7 dBm 变化到 -13 dBm,以观察不同系统设置下的算法性能;然后,完成光电转换,电 PAM4 信号被送入低通滤波器(带宽为 10 GHz),以此限制系统传输带宽;最后,从 OptiSystem 中采集到带限 DML-IMDD 系统传输的 PAM4 数据并对其进行离线数字信号处理(DSP)处理,包括时钟恢复、下采样、DNN 均衡器简化方案处理、误码率计算。

为了获得更加有效的丢弃层中丢弃神经元的比率,本文仿真了 DNN 均衡器在不同丢弃率下,接收光功率(ROP)为 -10 dBm 时的误码率情况,如图 5(a)所示。可以看出,随着丢弃率的增大,误码率先减小后增大;当丢弃率较小时(0.1~0.3),误码率几乎没有太大的变化,因为删除掉的神经元较少,能够使 DNN 均衡器对系统进行较完整的建模,且随机数据的使用也降低了出现过拟合的可能;在丢弃率达到 0.4 或 0.5 时,系统性能几乎达到了最佳状态,误码率也最小;随着丢弃率继续增大,删除掉的神经元数量越来越多,误码率也随之升高,这时由于 DNN 均衡器简化方案中的神经元过少而无法完整模拟该非线性系统的特性。因此,综合考虑复杂度与系统性能,本文将丢弃率设置为 0.5,此时引入丢弃层的 DNN 均衡器简化方案(图中简称简化方案)与其它均衡方案在 20 km 传输时的比较结果如图 5(b)所示。其中,DFE 表示决策反馈均衡器,2nd-VNLE 表示二阶 Volterra 均衡器。可以看出,DNN 均衡器都能实现比 DFE 和 2nd-VNLE 更小的误码率,表明 DNN 均衡器在拟合非线性系统特性方面拥有更加出色的性能。此外,引入丢弃层的 DNN 均衡器简化方案应用于基于随机数据的传输系统中,实现了与全连接 DNN 均衡器几乎一致的均衡效果,表明引入丢弃层不仅不会影响 DNN 均衡器的均衡效果,还能在训练过程中节省训练成本,避免过拟合。

为了验证采用硬性阈值策略的 DNN 均衡器简化方案的有效性,本文仿真了系统误码率与硬性阈值的关系,结果如图 5(c)所示。可以看出,随着硬性阈值增大,系统误码率逐渐升高。这是因为硬性阈值越大,删除的连接和参数就越多,均衡器对信号的分类和识别精度开始显著下降。然而,由于硬性阈值策略对权重系数进行了归一化和绝对值操作,所以也会存在删除的参数越多、信号均衡的效果越好的情况,这是因为该策

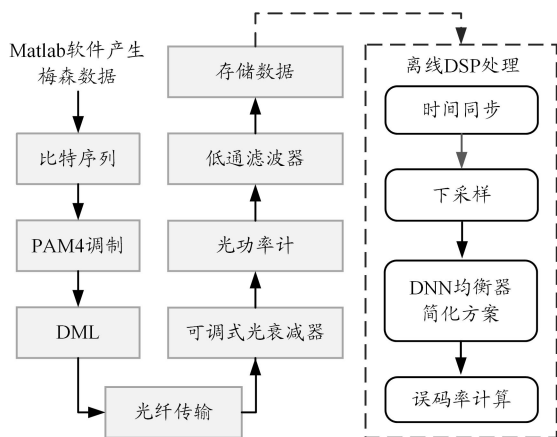


图4 基于 80 Gb/s PAM4 信号传输的仿真系统均衡流程

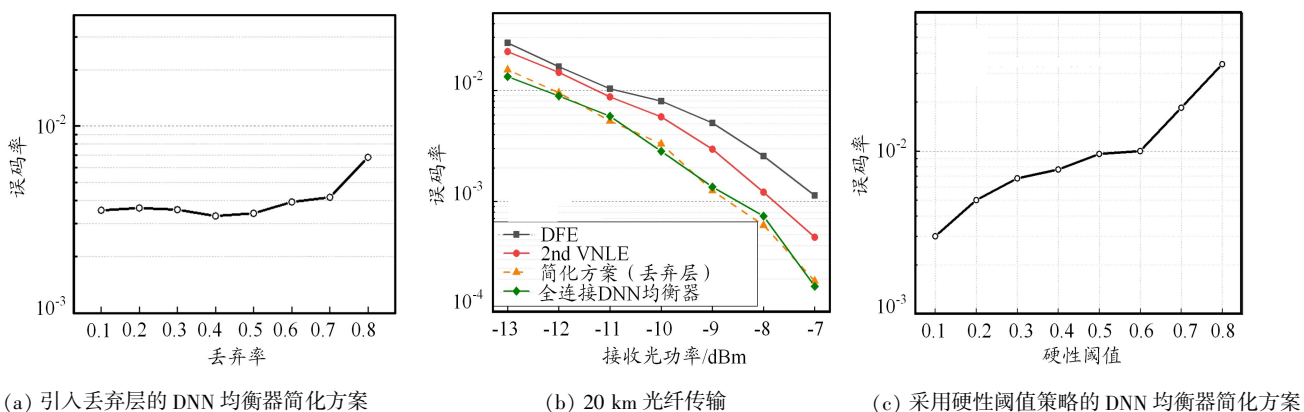


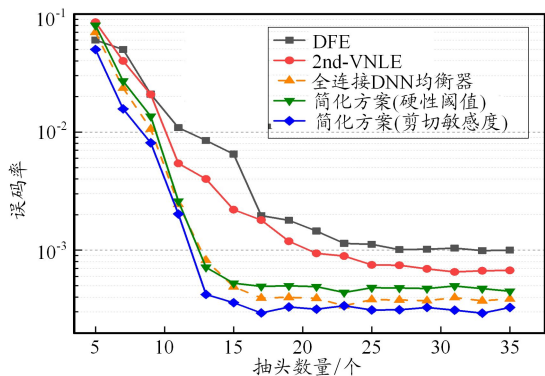
图 5 不同情况下的误码率曲线

略删除了 DNN 均衡器中会对均衡结果产生负面影响的连接。因此,采用硬性阈值策略的 DNN 均衡器简化方案在选择阈值时需要综合考虑网络的训练复杂度和模型的最终性能。本文将硬性阈值设为 0.6,此时可以删除大约 50% 的连接,将网络结构缩小到原来的一半大小。

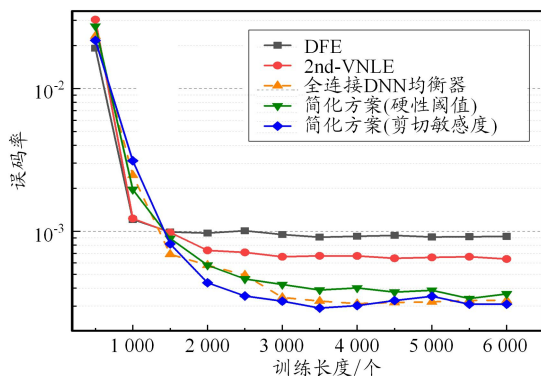
为了分析 DNN 均衡器简化方案的收敛速度及性能,本文在接收光功率为 -10 dBm 情况下仿真了抽头个数和训练长度的收敛曲线,结果如图 6 所示。可以看

出,DNN 均衡器的均衡效果都比传统均衡器好。其中,采用剪切敏感度策略的 DNN 均衡器简化方案误码性能要优于采用硬性阈值策略的 DNN 均衡器简化方案。此外,相比于 DFE 和 2nd-VNLE,DNN 均衡器在训练阶段还需要更多的训练数据和样本来达到更优异的收敛性能,其中采用剪切敏感度策略的 DNN 均衡器简化方案达到性能收敛所需的训练长度最短。

为公平比较均衡效果,本文对传统均衡器和 DNN 均衡器都进行特征构建,即训练数据中都包含了当前采样符号、前续采样样本和后续采样样本,并且将各均衡器都调整为各自的最佳抽头数和训练长度。在此情况下,仿真采用不同均衡器时,BtB 传输和 20 km 光纤传输后系统误码率与接收光功率的关系,如图 7 所示。可以看出,背靠背(BtB)传输和 20 km 光纤传输可以得到一致的比较结果,即 DNN 均衡器能够更好地拟合 DML-IMDD 非线性系统,获得比传统均衡器更明显的补偿结果;由于采用硬性阈值策略的 DNN 均衡器简化方案在剪切过程中存在盲目性和不确定性,出现了一部分功率损失;采用剪切敏感度策略的 DNN 均衡器简

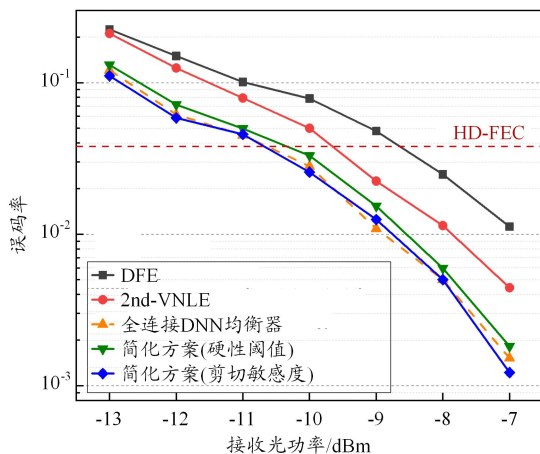


(a) 抽头个数的收敛曲线



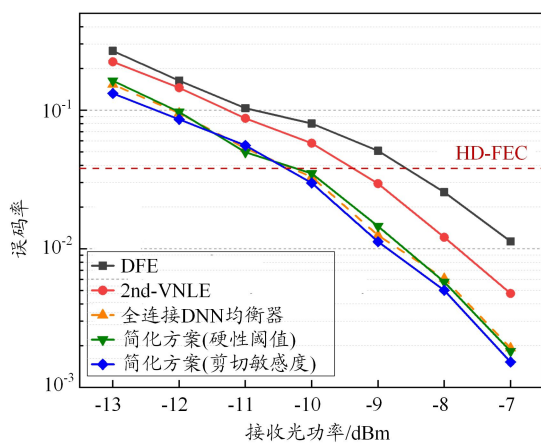
(b) 训练长度的收敛曲线

图 6 不同均衡器的性能比较



(a) BtB 传输

孙雨潼, 毕美华, 习雨, 等. 用于带限 DML-IMDD 系统中的深度神经网络均衡器简化方案



(b) 20 km 光纤传输

图 7 不同均衡器的接收光功率与误码率的关系

化方案能更加精确地简化了 DNN 的结构, 因此几乎没有性能损失。

3 结束语

本文提出了适用于带限 DML-IMDD 系统中的 DNN 均衡器简化方案, 并在仿真系统中对各均衡器的性能进行了比较和讨论分析。仿真结果表明: 在 80 Gb/s PAM4 信号传输中, DNN 均衡器简化方案不仅能够补偿高速 DML-IMDD 系统中严重的非线性损伤, 实现比传统均衡方案更加有效的均衡性能, 还能减少了连接冗余, 缓解全连接 DNN 均衡器存在的训练开销大、占用内存大以及计算复杂等问题, 易于在带宽限制的低成本高速 DML-IMDD 链路中进行实际部署。

参考文献:

- [1] CHENG W, SONG H, LI D, et al. A robust sparse RLS-volterra nonlinear equalizer using l_0 -regularization for 4×150 Gbit/s IMDD-based optical interconnect[J]. IEEE Access, 2021, 9: 30881–30892.
- [2] 高帆. 面向数据中心光互联的高速 PAM-4 信号传输[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [3] WU Q, ZHU Y, HU W. Piecewise feedforward neural network based nonlinear equalizer for short-reach DML-DD system[C]// 2021 19th International Conference on Optical Communications and Networks, August 23–27, 2021, Qufu, China. New York: IEEE, 2021: 1–3.
- [4] HOSSAIN S B, RAHMAN T, STOJANOVIC N, et al. Transmission beyond 200 Gbit/s with IM/DD system for campus and intra-datacenter network applications [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2021, 33 (5): 263–266.

- [5] 陈国耀. 面向高速光互连的机器学习 PAM 信号处理技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019.
- [6] ZHANG K, ZHUGE Q, XIN H, et al. Intensity directed equalizer for the mitigation of DML chirp induced distortion in dispersion-unmanaged C-band PAM transmission[J]. Optics Express, 2017, 23: 28123–28135.
- [7] PANG X, UDALCOVS A, SCHATZ R, et al. High-speed short reach optical communications: technological options and challenges [C]//2020 Asia Communications and Photonics Conference and International Conference on Information Photonics and Optical Communications, October 24–27, 2020, Beijing, China. New York: IEEE, 2020: 1–3.
- [8] GAO F, ZHOU S, LI X, et al. 2×64 Gb/s PAM-4 transmission over 70 km SSMF using O-band 18G-class directly modulated lasers (DMLs)[J]. Optics Express, 2017, 7: 7230–7237.
- [9] ZHAI Z, JIANG H, FU M, et al. An interpretable mapping from a communication system to a neural network for optimal transceiver-joint equalization[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(17): 5449–5458.
- [10] SANG B, ZHANG J, WANG C, et al. Multi-symbol output long short-term memory neural network equalizer for 200+Gbps IM/DD system [C]//2021 European Conference on Optical Communication, September 13–16, 2021, Bordeaux, France. New York: IEEE, 2021: 1–4.
- [11] ZHANG J, YAN L, JIANG L, et al. Convolutional neural network equalizer for Short-reach optical communication systems [C]//Asia Communications and Photonics Conference, October 24–27, 2020, Beijing, China. New York: IEEE, 2020: 1–3.
- [12] XU Z, SUN C, JI T, et al. Investigation on the impact of additional connections to feedforward neural networks for equalization in PAM4 short-reach direct detection links[C]//Asia Communications and Photonics Conference. October 24–27, 2020, Beijing, China. New York: IEEE, 2020: 1–3.
- [13] LUO M, GAO F, LI X, et al. Transmission of 4×50Gb/s PAM-4 signal over 80-km single mode fiber using neural network[C]//Optical Fiber Communication Conference. March 11–15, 2018, San Diego, California United States. New York: IEEE, 2018: 1–3.
- [14] LI P, YI L, XUE L, et al. 56 Gbps IM/DD PON based on 10G-class optical devices with 29 dB loss budget enabled by machine learning [C]//2018 Optical Fiber Communications Conference and Exposition. March 11–15, 2018, San Diego, California United States. New York: IEEE, 2018: 1–3.
- [15] LIN X, LUO S, SOAMN S K O, et al. Perturbation theory-aided learned digital back-propagation scheme for optical fiber nonlinearity compensation[J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 40(7): 1981–1988.
- [16] SZE V, CHEN Y, YANG T, et al. Efficient processing of deep neural networks: a tutorial and survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2295–2329.
- [17] XI Y, BI M, XIN M, et al. Simplified SVM equalization algorithm based on single hyperplane training enabled 50Gb/s PAM-4/8 with 10-G optics in NG-PON system[J]. IEEE Photonics Journal, 2021, 13(4): 1–7.