

# 高速 IM-DD 模分复用通信系统中基于神经网络的 MIMO 均衡技术

朱子岳<sup>1,2</sup>, 赵梦鑫<sup>2</sup>, 张一尘<sup>1</sup>, 陈健<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>上海大学特种光纤与光接入网重点实验室, 上海 200444;

<sup>2</sup>上海大学特种光纤与先进通信国际合作联合实验室, 上海 200444

**摘要** 在低成本的强度调制-直接检测(IM-DD)光通信场景中引入基于神经网络(NN)的多输入多输出(MIMO)均衡技术,使用两个简并的 $LP_{11}$ 模式,成功演示了通过1000 m少模光纤(FMF)的高速模分复用(MDM)传输实验。借助基于NN的非线性MIMO均衡器,在没有光学放大器的情况下,实现基于30 G带宽光学器件下的 $2 \times 100$  Gbit/s模分复用传输,单通道速率高达100 Gbit/s。 $2 \times 50$  Gbit/s的四脉冲幅度调制(PAM-4)信号在7%硬决策前向纠错(HD-FEC)阈值下的灵敏度达到约 $-10$  dBm。此外,基于数据特征工程提出了一种基于决策反馈神经网络(DFNN)的MIMO均衡结构,有效提升了均衡效果。研究方法为短距离光链路的未来发展提供了潜在的解决方案。

**关键词** 光纤光学; 模分复用; 多输入多输出; 神经网络; 强度调制-直接检测

中图分类号 TN915.62

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.1406003

## MIMO Equalization Technology Based on Neural Network in High-Speed IM-DD Mode Division Multiplexing Transmission System

Zhu Ziyue<sup>1,2</sup>, Zhao Mengxin<sup>2</sup>, Zhang Yichen<sup>1</sup>, Chen Jian<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

<sup>2</sup>Joint International Research Laboratory of Specialty Fiber Optics and Advanced Communication, Shanghai University, Shanghai 200444, China

**Abstract** Under low-cost intensity modulation with direct detection (IM-DD) optical inter-connection scenarios, we demonstrate high-speed mode division multiplexing (MDM) transmission experiment over 1000 m length few-mode fiber (FMF) using two degenerate  $LP_{11}$  modes enabled by multiple-input multiple-output (MIMO) equalizer based on a neural network (NN). With the help of the NN-based nonlinear MIMO equalizer,  $2 \times 100$  Gbit/s MDM transmission with 30 G-class optical devices is achieved without the optical amplifier, and the single channel rate is approximately 100 Gbit/s. Four-pulse amplitude modulation (PAM-4) ( $2 \times 50$  Gbit/s) signals reached the 7% hard-decision forward error correction (HD-FEC) threshold with a sensitivity of approximately  $-10$  dBm. Furthermore, a novel MIMO equalizer based on decision feedback neural networks (DFNN) is proposed from feature engineering, and the equalization performance is improved. This proposed method provides potential solutions for the future evolution of short-reach optical links.

**Key words** fiber optics; mode division multiplexing; multiple input multiple output; neural network; intensity modulation with direct detection

**OCIS codes** 060.4230; 200.4260; 070.4340

收稿日期: 2020-12-15; 修回日期: 2021-01-20; 录用日期: 2021-02-22

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1801800)、国家自然科学基金重点项目(61635006)、上海市科委重点项目(20511102400)、上海市自然科学基金(20ZR1420900)、高等学校学科创新引智计划(D20031)

通信作者: \* chenjian@shu.edu.cn

## 1 引言

近年来,基于单模光纤(SMF)的光学系统传输容量已接近非线性香农极限<sup>[1-3]</sup>。为了支持 5G 前传、数据中心和光接入网的爆发式发展,基于少模光纤(FMF)的模分复用(MDM)技术被提出并作为潜在解决方案<sup>[4-5]</sup>,这有望使光纤的传输容量成倍增长<sup>[6]</sup>。理论上,MDM 的传输容量可随着并行的模式数量线性增长<sup>[7]</sup>。但在实际通信中,由于光纤的弯折、扭曲和制造缺陷以及模式复用器/解复用器(MUX/DEMUX)等光学器件的不理想,MDM 传输中存在着模式耦合、差分模群时延、模式相关损耗等链路损伤<sup>[8]</sup>,这破坏了模式间的正交性,并严重限制了多输入多输出(MIMO)传输的容量和距离<sup>[9]</sup>。因此,MDM 通信系统常在接收端采用 MIMO 数字信号处理(DSP)技术对抗复杂的链路损伤。

在传统的 MDM 通信系统中,常把具有相同传播常数的简并模式归为同一个模群进行模群复用传输。这规避了简并模式间的强耦合,却牺牲了系统的空间自由度。因此,复用简并模式是进一步提升 MDM 传输容量的重要潜在方向。然而,简并模式间的强耦合会导致信号间的串扰更为严重,这给接收器端的 DSP 带来巨大挑战。此外,就系统结构而言,传统 MDM 一般采用数字相干检测搭配高速 MIMO DSP 模块的技术方案。在相干检测基础上,通过结合偏振分集和采用正交相移键控(QPSK)等高阶相位调制格式,尽可能提升系统的频谱效率。但对于每个模式通道,接收端都需一台四端口高速示波器和对应的光相干接收机,这大大增加了 MDM 的传输成本。此外,相干系统还需通过高速 DSP 模块在电域中进行信号的相位和偏振管理,这也进一步增加了系统的复杂性。

对于成本敏感的短距离链路,高性价比且结构简单的 IM-DD 传输方案更有优势。目前,基于模群复用<sup>[10]</sup>和基于简并模式复用<sup>[11-14]</sup>的 IM-DD MDM 传输的可行性已经得到了证明。在此基础上,选用电吸收调制激光器(EML)和光电探测器(PIN)作为发射机和接收机,且不进行昂贵的光学补偿,以降低 MDM 传输的成本和系统复杂性。同时,通过复用简并模式并采用高于器件带宽的传输速率,以尽可能提升系统的传输容量。本文搭建了一套低成本的高速 IM-DD MDM 通信系统,这提高了 MDM 技术在短距离传输场景中的实用性。然而,高速 IM-

DD 系统存在着严重的线性失真和非线性失真,线性失真包括光纤色散(CD)和带宽受限,而非线性失真主要来自发射机和接收机的非线性<sup>[15]</sup>。若以中等发射功率进行短距离传输,色散和发射机非线性带来的影响较小,主要考虑带宽受限引起的符号间干扰(ISI)和平方率检波引入的损伤。最终,来自 IM-DD 和 MDM 的链路损伤会相互混合,形成一个高度非线性的 MIMO 信道,这对接收端的 MIMO 均衡技术提出了更高要求。

幸运的是,非线性机器学习(ML)模型,特别是神经网络(NN)模型,由于具备高度的非线性特性而被广泛用于光通信中的非线性补偿<sup>[16]</sup>。较传统方法而言,基于 NN 的补偿方式是一种无需过多先验知识的基于数据的方法。通过设定合理的网络结构,使用包含有效数据特征且规模足够大的数据集进行充分训练后,NN 便可以达到该条件下的饱和和训练效果。但到目前为止,只有为数不多的基于 NN 的均衡技术实现了 MDM 中的 MIMO 均衡<sup>[17-18]</sup>。文献[17]在由决策反馈递归神经网络(DFRNN)支持的仿真实验中实现了 MIMO 均衡。文献[18]演示了通过基于深度学习神经网络(DLNN)的均衡器进行低速 MDM 传输的过程。同时,传统的线性 MIMO 均衡算法在 MDM 传输中得到了实验验证,例如最小均方(LMS)和递归最小二乘(RLS)<sup>[19-21]</sup>。与传统 MIMO 算法相比,基于 NN 的算法具有高精度和高度非线性的特点,对于一个神经网络,通过设定足够多的隐藏层和节点数量,则它可以通过简单的神经元连接网络来描述具有高度非线性的复杂结构。因此,基于 NN 和 NN 一些变体的均衡器理论上可以减轻所有可被解决的信道失真<sup>[15]</sup>。这为通过低带宽器件进行高速 IM-DD 的 MIMO 传输提供了有力的解决方案。

本文对高速 IM-DD MDM 系统进行了数学建模,并给出了一种非线性的联合抽头结构。在此理论基础上,借助基于 NN 的非线性 MIMO 均衡器,通过采用 30 G 带宽 1550 nm 光学设备,实现了速率高达  $2 \times 100$  Gbit/s 的 PAM-4 信号经过 1000 m FMF 的高速 MDM 传输,完成了对带宽受限和模式耦合的联合均衡。在 50 Gbit/s 和 100 Gbit/s 的单波长传输速率下,在 7% 硬决策前向纠错(HD-FEC)门限下的接收灵敏度达到了约  $-10$  dBm 和  $-7$  dBm。此外,引入传统 LMS 线性均衡器作为参照,结果表明了非线性损伤在传输中占主导,并借此表明了 NN 均衡器能够有效补偿 MIMO 传输中的

非线性损伤。同时,提出的一种基于决策反馈神经网络(DFNN)的 NN 变体均衡器也被证明了在 MIMO 均衡中的有效性。在 DFNN 均衡器的帮助下,每个通道的灵敏度较 NN 均衡器提高了约 1 dBm。

## 2 基本原理

### 2.1 高速 IM-DD MDM 链路模型

为了阐明高速 IM-DD MDM 通信系统中的链路损伤,根据图 1 所示的  $2 \times 2$  的 MDM 系统结构,结合 MDM 传输的固有链路损伤和 IM-DD 传输引

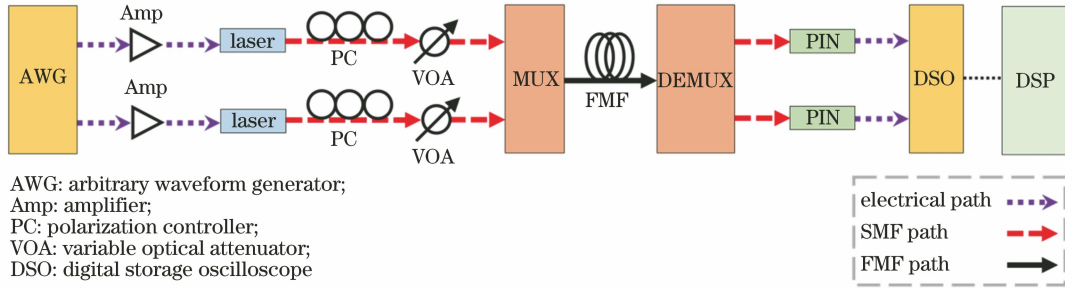


图 1  $2 \times 2$  IM-DD MDM 通信系统结构

Fig. 1 Structure of the  $2 \times 2$  IM-DD MDM transmission system

由于本系统进行的短距离传输中不存在大量光纤接口和任何光学放大器,因此可以忽略模式相关损耗带来的影响。考虑模式耦合和差分模群时延的影响,FMF 链路可以表示为

$$\mathbf{E}_{\text{out}} = \begin{bmatrix} \sqrt{1-a} & \sqrt{a} \\ \sqrt{a} & \sqrt{1-a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{-j\beta_{\text{LP}_{11a}} z} \\ e^{-j\beta_{\text{LP}_{11b}} z} \end{bmatrix} \mathbf{E}_{\text{in}}, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{E}_{\text{out}}$  为输出模式解复用器的光场矢量; $a$  为线性耦合矩阵的耦合强度; $\beta_m$  为模式的传播常数; $z$  为通过的 FMF 长度。

由于简并模式间的传播常数相同,因此可以排除差分模群时延带来的影响。对于 IM-DD 系统,幅度调制格式仅包含幅度信息,因此可以舍去模型中的相位信息。

进一步,(2)式可离散化为

$$\begin{bmatrix} E_{\text{out}}^{\text{LP}_{11a}}(n) \\ E_{\text{out}}^{\text{LP}_{11b}}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{1-a} & \sqrt{a} \\ \sqrt{a} & \sqrt{1-a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{\text{in}}^{\text{LP}_{11a}}(n) \\ E_{\text{in}}^{\text{LP}_{11b}}(n) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $E_{\text{in}}^m(n)$  和  $E_{\text{out}}^m(n)$  分别为  $m$  模式所在通道中输入和输出 FMF 链路的第  $n$  个信号离散点。

为了简化处理,对于第  $m$  通道,忽略发射机的非线性效应,将发射机的输出光场强度  $E_m(n)$  简化为直

入的额外损伤,对两种简并的线性偏振(LP)空间模式  $\text{LP}_{11a}$  和  $\text{LP}_{11b}$  建立数学模式,更多的空间模式可在此基础上进一步拓展。

首先,对包含模式复用器和解复用器的 FMF 链路进行建模。由于系统支持  $M=2$  个空间模式,输入模式复用器的光场可以表示为

$$\mathbf{E}_{\text{in}} = \begin{bmatrix} E_{\text{in}}^{\text{LP}_{11a}} e^{-j\varphi_{\text{LP}_{11a}}} \\ E_{\text{in}}^{\text{LP}_{11b}} e^{-j\varphi_{\text{LP}_{11b}}} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $E_m^m$  和  $\varphi_m$  分别为模式的光场强度和相位, $m = \{\text{LP}_{11a}, \text{LP}_{11b}\}$ 。

流和交流部分,离散化为

$$E_m(n) = |s_m(n) + S_m|, \quad (4)$$

式中: $s_m(n)$  为交流分量,包含发送信息; $S_m$  为直流分量。

如图 1 所示,对于每个模式信号,从发射机到达 FMF 链路还需经过一段较短的单模光纤链路。忽略这段单模光纤链路带来的损耗,FMF 链路的输入强度可表示为

$$E_{\text{in}}^m(n) = E_m(n) = |s_m(n) + S_m|. \quad (5)$$

对于每个模式信号,从 FMF 链路到达接收机同样需要经过一段较短的单模光纤链路。同样忽略这段单模光纤链路带来的损耗,以  $\text{LP}_{11a}$  模式为例,接收端在平方率检波后的接收电信号  $u_{\text{LP}_{11a}}(n)$  可表示为

$$u_{\text{LP}_{11a}}(n) \propto |E_{\text{out}}^{\text{LP}_{11a}}(n)|^2 = \left| \sqrt{1-a} |s_{\text{LP}_{11a}}(n) + S_{\text{LP}_{11a}}| + \sqrt{a} |s_{\text{LP}_{11b}}(n) + S_{\text{LP}_{11b}}| \right|^2. \quad (6)$$

进一步,对接收信号  $u_{\text{LP}_{11a}}(n)$  进行隔直流处理,消除直流分量后的信号  $v_{\text{LP}_{11a}}(n)$  为

$$v_{\text{LP}_{11a}}(n) \propto V_1 s_{\text{LP}_{11a}}(n) + V_2 s_{\text{LP}_{11a}}^2(n) + V_3 s_{\text{LP}_{11b}}(n) + V_4 s_{\text{LP}_{11b}}^2(n) + V_5 s_{\text{LP}_{11a}}(n) s_{\text{LP}_{11b}}(n), \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} V_1 = 2[(1-a)S_{LP_{11a}} + \sqrt{a(1-a)}S_{LP_{11b}}] \\ V_2 = 1-a \\ V_3 = 2[\sqrt{a(1-a)}S_{LP_{11a}} + aS_{LP_{11b}}] \\ V_4 = a \\ V_5 = 2\sqrt{a(1-a)} \end{cases} \quad (8)$$

(7)式中的信号  $v_{LP_{11a}}(n)$  分为 5 个部分:等式右侧的第一部分为所需的发送信号  $s_{LP_{11a}}(n)$ ;第二部分为发送信号  $s_{LP_{11a}}(n)$  的拍频串扰(SSBI);第三项为模式耦合引起的串扰信号  $s_{LP_{11b}}(n)$ ;第四项为串扰信号  $s_{LP_{11b}}(n)$  的 SSBI;第五部分为发送信号  $s_{LP_{11a}}(n)$  和串扰信号  $s_{LP_{11b}}(n)$  间的 SSBI。其中,第三项为线性串扰,第二、四、五项为非线性的二阶项串扰。因此,IM-

DD MDM 中存在着线性和非线性损伤。

若进行高速 IM-DD 传输,带宽受限还会引入 ISI。为简化分析,仅考虑单通道中 FMF 链路前后两段单模光纤中 ISI 引起的低通滤波效应。(5)式中 FMF 链路的输入强度应改写为

$$E_{in}^m(n) = \sum_{k=-K_m}^0 p_m(k)E_m(n+k) + b_m(n), \quad (9)$$

式中:等式右侧第一项表示单路 ISI 带来的影响,长度为  $K_m$ ;  $p_m(k)$  为对应离散点的权重;  $b_m(n)$  为加性高斯白噪声分量。

因此,从发射机到模式解复用器的部分链路可表示为

$$\begin{bmatrix} E_{out}^{LP_{11a}}(n) \\ E_{out}^{LP_{11b}}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{1-a} & \sqrt{a} \\ \sqrt{a} & \sqrt{1-a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{k=-K_{LP_{11a}}}^0 p_{LP_{11a}}(k)E_{LP_{11a}}(n+k) + b_{LP_{11a}}(n) \\ \sum_{k=-K_{LP_{11b}}}^0 p_{LP_{11b}}(k)E_{LP_{11b}}(n+k) + b_{LP_{11b}}(n) \end{bmatrix} \quad (10)$$

进一步,考虑 FMF 链路输出后到达接收机的这段链路中 ISI 的影响,平方率检波得到的接收电信号  $u_m(n)$  应被改写为

$$u_m(n) \propto \left| \sum_{k=-Q_m}^0 q_m(k)E_{out}^m(n+k) + c_m(n) \right|^2, \quad (11)$$

式中:  $\sum_{k=-Q_m}^0 q_m(k)E_{out}^m(n+k)$  为第二段单模光纤链路中的 ISI 影响,长度为  $Q_m$ ;  $q_m(k)$  为对应离散点的权重;  $c_m(n)$  为加性高斯白噪声分量。此时,接收信号  $u_m(n)$  包含了二阶以上的高阶非线性干扰项,MIMO 信道也变得高度非线性。

为了简化表达,将整个 IM-DD MDM 通信系统的链路建模为

$$\begin{bmatrix} x_{LP_{11a}}(n) \\ x_{LP_{11b}}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{LP_{11a}}(s_{LP_{11a}}^n, s_{LP_{11b}}^n) \\ h_{LP_{11b}}(s_{LP_{11b}}^n, s_{LP_{11a}}^n) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中:  $x_m(n)$  为在  $m$  模式中第  $n$  个接收符号;  $s_{mm}^n$  和  $s_{mr}^n$  分别为来自  $m$  模式和  $r$  模式的发送符号序列。序列长度  $U_m$  和  $U_r$  由两段 ISI 长度、模式耦合和平方率检波带来的影响决定,可表示为

$$\begin{cases} s_{mm}^n = \{s_m(n-U_m+1), s_m(n-U_m+2), \dots, s_m(n)\} \\ s_{mr}^n = \{s_r(n-U_r+1), s_r(n-U_r+2), \dots, s_r(n)\} \end{cases}, m \neq r. \quad (13)$$

在(12)式中,  $h_m$  表示当前接收符号  $x_m(n)$  和相关发送符号  $\{s_{mm}^n, s_{mr}^n\}$  间的非线性映射关系,描述了复杂的 MIMO 非线性信道,其中包含了模式耦合、带宽受限和平方率检波等因素引起的链路损伤。基于上述理论推导,对于  $m$  模式所在的通道,仅需要对  $h_m$  求逆,即可获得相应的均衡器权重。

## 2.2 基于联合抽头结构的 NN 均衡器

前馈均衡器(FFE)是光通信中常见的线性均衡器,它可以通过相邻采样序列的线性组合来均衡符号。参考单模光纤中的 FFE 结构,仅考虑线性串扰

带来的影响,可以将  $M$  个模式的 MDM 传输简化为  $M \times M$  的 MIMO 线性均衡模型<sup>[12]</sup>,当  $M=2$  时,可以表示为

$$y_1(n) = \sum_{k=-L_{11}}^{R_{11}} w_{11}(k)x_1(n+k) + \sum_{k=-L_{12}}^{R_{12}} w_{12}(k)x_2(n+k), \quad (14)$$

$$y_2(n) = \sum_{k=-L_{22}}^{R_{22}} w_{22}(k)x_2(n+k) + \sum_{k=-L_{21}}^{R_{21}} w_{21}(k)x_1(n+k), \quad (15)$$

式中:  $x_i(n)$  为第  $i$  个通道中的第  $n$  个接收符号的样本,  $y_i(n)$  为对应的均衡后的输出符号,  $i=1, 2, \dots$ ,

$M$ 。每个通道对应一个独立均衡器,其中包含的两部分 FFE 结构分别来自两个通道,用来描述 MIMO 信道。对于第  $i$  个通道对应的均衡器,  $L_{ij}$  和  $R_{ij}$  分别表示来自第  $j$  个通道的左右抽头数,  $L_{ij} + R_{ij} + 1$  表示时域窗口长度,即抽头数,其中  $j = 1, 2, \dots, M$ 。  $w_{ij}$  表示每个抽头对应的权重。通过这种联合抽头结构,可以对抗单路传输和线性串扰引起的 MIMO 线性损伤。基于(14)、(15)式,对联合抽头结构进行简化,可表示为

$$y_i(n) = \sum_{k=-S}^S w_{ii}(k)x_i(n+k) + \sum_{k=-E}^E w_{ij}(k)x_j(n+k) \quad (16)$$

对于第  $i$  个通道,  $S$  和  $E$  分别表示来自当前第  $i$  通道和另外第  $j$  通道的左右抽头数,此处  $i \neq j$ 。对于高速 IM-DD 传输,光学器件的有限带宽所引起的低通滤波效应会导致严重的 ISI<sup>[22]</sup>,光电探测器中的平方率检波也会将线性通道效应转换为非线性效应<sup>[23]</sup>。多种链路损伤的相互作用将导致 MIMO 信道极度非线性,如(12)式所示。基于(16)式的线性抽头模型,进一步提出了非线性的联合抽头模型,这更符合(12)式描述的非线性 MIMO 信道,可表示为

$$y_i(n) = w_i(x_{ii}^n, x_{ij}^n), \quad (17)$$

$$x_{ii}^n = \{x_i(n-S), \dots, x_i(n), \dots, x_i(n+S)\}, \quad (18)$$

$$x_{ij}^n = \{x_j(n-E), \dots, x_j(n), \dots, x_j(n+E)\}, \quad (19)$$

式中:  $x_{ii}^n$  和  $x_{ij}^n$  分别为来自两个通道的连续时域符号;  $w_i(\cdot)$  描述了均衡后符号  $y_i(n)$  和对应抽头间的非线性映射关系,可通过数据训练将其逼近真实的 MIMO 信道,本质就是求(12)式中对应信道的信道模型  $h$  的逆矩阵。

神经网络具有特征提取、分类精度高和非线性抽象能力强等优点,目前已经被广泛应用于信号均衡和非线性补偿。基于(17)式的非线性联合抽头结构,图 2 表示了一种基于 NN 的非线性均衡器。其中,每个圆圈表示神经元,神经元间的连线表示一个乘数,该乘数是前一层的输出乘以相应权重的结果。具体关系可以表示为

$$y = f\left(\sum_{c=1}^C w_c x_c + b\right), \quad (20)$$

式中:  $x_c$  和  $y$  分别为神经元的输入和输出;  $w_c$  为对应的权重;  $b$  为偏差。NN 的非线性由激活函数  $f(\cdot)$  提供。在隐藏层采用的激活函数为 ReLU,在输出层采用 Softmax,分别表示为

$$\begin{cases} f_{\text{ReLU}}(x) = \max(0, x) \\ f_{\text{Softmax}}(x_d) = \frac{e^{x_d}}{\sum_{d=1}^4 e^{x_d}} \end{cases} \quad (21)$$

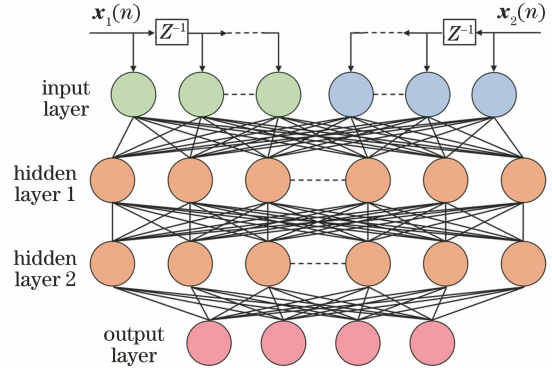


图 2 基于 NN 的均衡器结构

Fig. 2 Structure of the NN-based equalizer

每个通道的均衡过程需要一个独立的四层结构 NN 均衡器,如图 2 所示,包含输入层、两个隐藏层和输出层。输入层的维度由总抽头数  $t = 2S + 2E + 2$  决定,每个神经元代表一个输入数据样本。每次输入的所有抽头符号被合并为一个具有  $t$  个特征的向量  $x^n$ ,其来自两路接收序列,并通过两个时域窗口滑动输入 NN。通过机器学习里常用的网格搜索方法,确定网络结构包含 2 层具有 16 个神经元的隐藏层。输出层的 4 个节点分别表示 PAM-4 信号的 4 种符号,输出向量  $r^n = \{r_1^n, r_2^n, r_3^n, r_4^n\}$  中的最大值分量即为决策结果,对应的正确符号的向量形式为  $s^n = \{s_1^n, s_2^n, s_3^n, s_4^n\}$ 。在 NN 均衡器中选择分类问题中常用的交叉熵损失函数:

$$l_{\text{loss}} = \sum_{g=1}^4 s_g^n \log_e(r_g^n). \quad (22)$$

图 3 为 NN 均衡器的算法流程图。预处理的的第一步是重采样和定时恢复。为了消除通道间的时域相关性,需要在同一时刻将不同的符号序列输入 MIMO 通道。为了对多路发送和接收符号序列在时域上进行对齐以形成数据集,需要分别对单个通道进行互相关找头。在 MIMO 均衡中,每次对一个通道进行均衡。以其中一个通道为例,当数据集的长度为  $L$  时,输入序列、正确序列和输出序列分别表示为  $x = \{x^1, x^2, \dots, x^L\}$ ,  $s = \{s^1, s^2, \dots, s^L\}$ ,  $r = \{r^1, r^2, \dots, r^L\}$ 。用于训练和测试的数据集为  $(x, s)$ ,包含了输入和标签。按照单通道不同的接收光功率(ROP),对实验数据进行分组,每组数据生成长度为 500000 的数据集,并按照 6:2:2 的比例随机划分训练集、验证集和测试集。所有实验中都采用了周期长度为 10000 的随机生成序列,以避免在使

用伪随机二进制序列 (PRBS) 时 NN 会产生过高的估计效果。

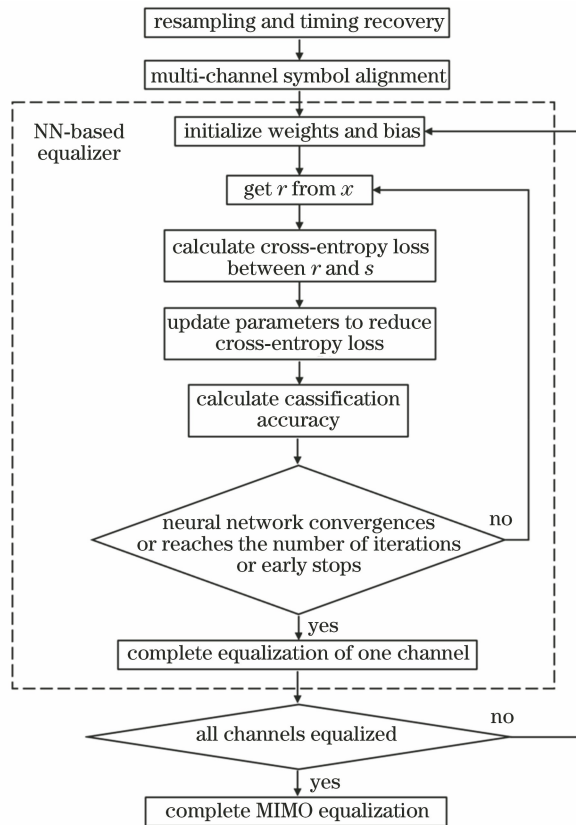


图 3 基于 NN 的均衡器算法流程图

Fig. 3 Algorithm flowchart of the NN-based equalizer

在训练之前,对 NN 网络进行参数初始化。将权重和偏差的均值设为 0,方差设为 1。设定收敛条件为分类精度小于等于  $10^{-5}$ ,最大迭代次数为 30,并使用早停法 (Early Stopping) 防止过拟合。早停法通过记录到目前为止最好的验证集精度,当连续 10 次迭代的分类精度没达到最佳精度时提前停止训练。当训练过程达到收敛条件或迭代停止,表示单个通道的均衡完成。当所有通道对应的均衡器都完成均衡运算,表示 MIMO 均衡结束。

该 NN 模型通过反向传播和 Adam 优化器<sup>[24]</sup>进行小批量梯度下降训练。Adam 优化器可以自适应地调整学习速率,以加快收敛速度。小批量梯度下降的批次大小为 500。每批数据正向传播后,计算交叉熵损失后进行反向传播,再更新权重以最小化交叉熵损失。

在进行最终的性能评估之前,用与训练集相同的方式处理测试集,然后以相同形式将测试集输入到训练完成的 NN 均衡器中,最后获得均衡后的符号并计算误码率 (BER)。采用 Matlab 用于 DSP 处理,采用 scikit-learn、Keras 和 TensorFlow 等函数

库用于训练和评估神经网络模型。

### 2.3 基于数据特征工程优化的 DFNN 均衡器

在 SMF 传输的 NN 均衡领域,除了可以采用更高级和复杂的 NN 模型进行性能优化,还提出了基于数据特征工程的改进 NN 模型。Yi 等于 2020 年提出了一种基于数据特征工程的 DFNN 模型<sup>[25]</sup>,该模型通过将输入向量的部分样本序列替换为判决符号序列实现决策反馈。较 NN,DFNN 在基于 SMF 的 IM-DD 传输中具有更好的均衡表现,且计算复杂度保持一致。

由于 NN 的行为取决于用于训练的数据特征,因此特征提取可能是提高均衡性能的有效方法。基于数据的特征工程本质上就是将原始的训练数据转换为更能表征真实模型的特征,从而提高模型的预测精度。基于 MDM 传输的特性,提出一种基于 DFNN 的 MIMO 均衡结构,如图 4 所示。DFNN 均衡器和图 2 所示的 NN 均衡器之间的区别在于输入数据的组成不同。对于第  $i$  通道,NN 均衡器的输入数据仅包含从  $i$  和  $j$  通道的接收信号中重采样得到的连续采样符号,符号组成为  $(x_{ii}^n, x_{ij}^n)$ 。DFNN 的输入向量包含采样符号和决策符号。其中,部分输入符号  $x_{ii}^n = \{x_i(n-S), \dots, x_i(n), \dots, x_i(n+S)\}$  中的前  $S$  个元素被替换为  $r_i(n-S), r_i(n-S+1), \dots, r_i(n-1)$ ,这是由 DFNN 判决输出的前  $S$  个符号。由于每个通道对应一个独立的 DFNN 均衡器,每个 DFNN 均衡器仅能获取本路的决策信号,因此无法在两路同时进行决策反馈。DFNN 训练过程以单次迭代为周期进行,每次迭代完成后,将输出前  $S$  个符号的独热码向量  $\mathbf{r}^n = \{r_1^n, r_2^n, r_3^n, r_4^n\}$  转换为决策符号  $r_i(n)$ 。DFNN 在迭代中接受决策反馈符号来重建输入向量。

DFNN 均衡器和 NN 均衡器进行相同的参数初始化,设定一样的收敛条件和迭代次数,同样使用了 10 次迭代的早停法。每个 DFNN 对应一个通道,所有均衡器训练结束表示 MIMO 均衡完成。值得注意的是,决策反馈和训练过程在 DFNN 中是交错而不是并行进行的,这表示其和 NN 的计算复杂度是一致的,并不会带来额外的计算开销。

## 3 实验与讨论

图 5 展示了复用 LP<sub>11a</sub> 和 LP<sub>11b</sub> 两个简并模式的高速 IM-DD 模分复用通信实验系统设置。在发送端,将随机序列映射为 PAM-4 序列,然后通过 Keysight M8196A 任意波形发生器 (AWG) 生成电

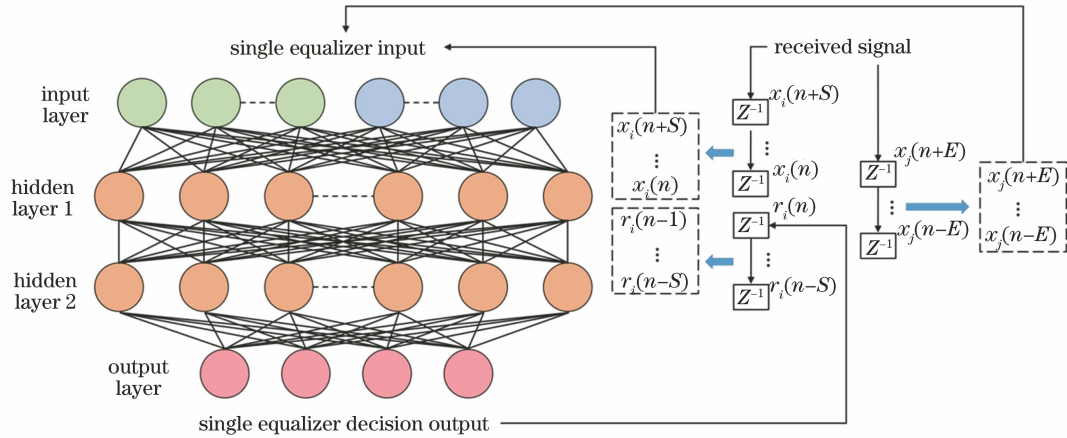


图 4 提出的 DFNN 均衡器结构  
Fig. 4 Structure of the proposed DFNN equalizer

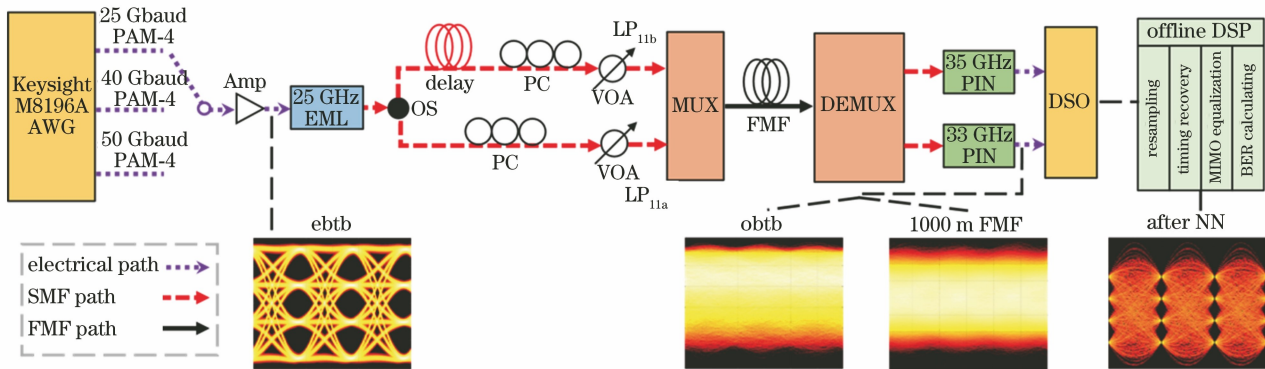


图 5 IM-DD MDM 实验设置  
Fig. 5 Experimental setup for IM-DD MDM

信号。AWG 的采样率为 96 GSa/s, 带宽为 33 GHz。输出的 PAM-4 信号由滚降系数为 0.1 的升余弦 (RC) 滤波器生成, 将波特率分别设置为 25 Gbaud、40 Gbaud 和 50 Gbaud。然后, 将电信号通过电放大器 (Amp) 后发送到 25 GHz 带宽的 EML 生成光信号。通过 50:50 光纤分路器 (OS) 将光信号发送到对应两个模式的通道, 并使用 SMF 作为延迟线对两个通道的信号进行时域上的去相关。两台偏置控制器 (PC) 用于调整偏振态, 两台可变光衰减器 (VOA) 用于控制单路光接收功率。采用在 1550 nm 波段支持三个 LP 模式的光子灯笼 (PL) 作为 MUX/DEMUX, 总比特率为  $2 \times 50$  Gbit/s、 $2 \times 80$  Gbit/s 和  $2 \times 100$  Gbit/s。

通过 50/1000 m FMF 传输后, MDM 信号被 DEMUX 解复用到两个 SMF 通道。LP<sub>11a</sub> 和 LP<sub>11b</sub> 对应的信号分别由带宽为 33 GHz 和 35 GHz 的 PIN 检测, 如图 5 所示。由于实验条件的限制, 无法在接收器端采用一对具有相同物理特性的 PIN。接收设备的差异将使 MIMO DSP 变得更加复杂, 这

与现实场景的局限性相符。然后, 通过一个 33 GHz 带宽的实时数字存储示波器 (DSO) 对电信号以 80 GSa/s 的采样率进行采样。对于 LP<sub>11a</sub> 和 LP<sub>11b</sub> 模式, 测得的链路损耗 (包括 MUX/DEMUX 和 FMF) 分别约为 7.3 dB 和 7.6 dB。在 LP<sub>11a</sub> 信号传输通道中, 图 5 显示了电背靠背 (ebtb)、光背靠背 (obtb)、通过 1000 m 长 FMF 传输的眼图。眼图质量表明, 简并模式间的串扰在 obtb 的情况下就带来了严重的 ISI, 难以对接收信号进行硬判决。实验中采用低带宽的器件进行高速传输, 且没有采用昂贵的光学补偿器件, 这使得 MDM 传输更为实用。图 5 所示的离线 DSP 由 Matlab 完成。对采样数据降采样为一个符号对应的一个采样点, 然后完成定时恢复。最后计算 BER, 以评估不同 MIMO 均衡器下的系统性能。

如图 2 所示, NN 均衡器的输入向量由来自两个通道的连续符号组成。每个通道的均衡过程由对应的独立均衡器完成。实验中设置了三种传输速率, 为了确定不同速率下 NN 均衡器的最佳输

入结构,对比了 MDM 传输后的 BER 与 NN 均衡器的抽头数量间的关系,如图 6 所示。采用经过 1000 m 长 FMF 的采样数据,其接收光功率为 -8 dBm。在参数选择的过程中,必须确保 NN 均衡器进行了充分的训练。NN 均衡器的两个隐藏层都设置有 16 个神经元,以提供足够的非线性描述能力,迭代次数为 30。假定 NN 均衡器对一路采用  $L_1 = 2S + 1$  个抽头数,对另一路采用  $L_2 = 2E + 1$  个抽头数。首先,设置足够大的  $L_2 = 101$ ,

两种模式在不同速率下的 BER 都会随着  $L_1$  的增大而减小,直至饱和。图 5(b)显示了设置  $L_1 = 161, 201, 201$  后 BER 与  $L_2$  的关系。随着  $L_2$  的增加,不同速率下 NN 均衡器的 BER 表现均不断提升,直到饱和。由于模式串扰系数和信道条件在实际中的差别,两个通道间的性能略有不同。通过优化参数,当单通道比特率为 50, 80, 100 Gbit/s 时,将 NN 均衡器的输入维度设置为  $161 + 61, 201 + 81, 201 + 81$ 。

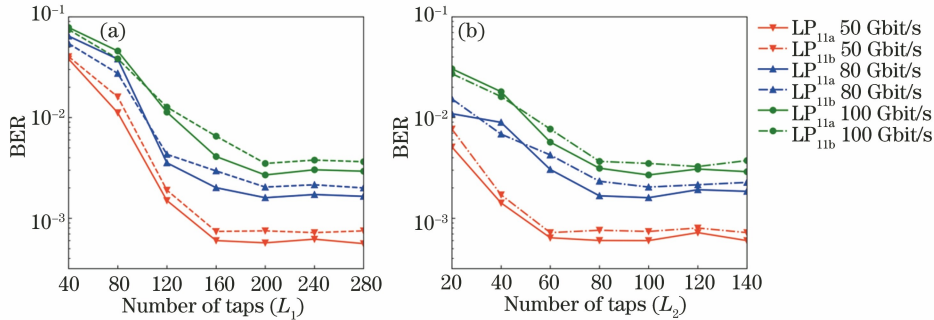


图 6 BER 和抽头数量间的关系。(a)  $L_2 = 101$  时, BER 和  $L_1$  的关系; (b)  $L_1 = 161, 201, 201$  时, BER 和  $L_2$  的关系

Fig. 6 BER versus number of taps. (a) BER versus  $L_1$  by setting  $L_2 = 101$ ; (b) BER versus  $L_2$  by setting  $L_1 = 161, 201, 201$

为了完全评估所提均衡器的性能,在  $2 \times 50$  Gbit/s 的传输速率下通过实验对比了传统的 LMS 均衡器、NN 均衡器和 DFNN 均衡器,用于对比的均衡器都采用了相同的抽头结构。图 7 和图 8 表示在 obtb/1000 m 长 FMF 传输后,  $2 \times 50$  Gbit/s PAM-4 信号通过不同均衡器后的 BER 性能。来自两个通道解复用后的信号质量劣化严重,硬判决 (HD) 失效。基于 LMS 的 MIMO 线性均衡器无法将 BER 降低至 7% HD-FEC 门限,这表示其难以有效克服 MIMO 非线性损伤。借助基于联合抽头结构的 NN 均衡器, obtb/1000 m 长 FMF 传输后,两

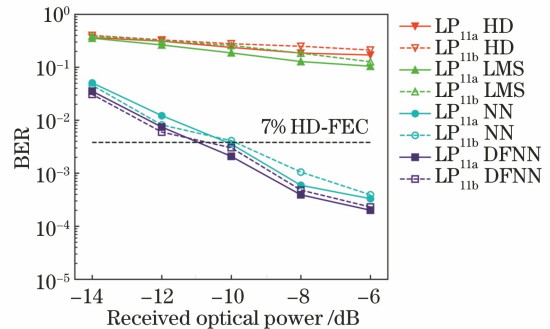


图 8  $LP_{11a}$  和  $LP_{11b}$  以  $2 \times 50$  Gbit/s 进行 1000 m 长 FMF 传输的 BER 性能对比

Fig. 8 BER performance comparison of  $LP_{11a}$  and  $LP_{11b}$  for 1000-m FMF transmission at the transmission rate of  $2 \times 50$  Gbit/s

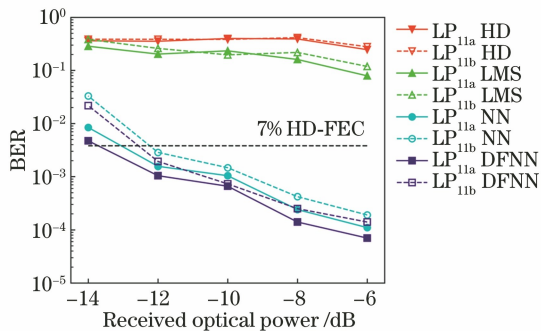


图 7  $LP_{11a}$  和  $LP_{11b}$  以  $2 \times 50$  Gbit/s 进行 obtb 传输的 BER 性能对比

Fig. 7 BER performance comparison of  $LP_{11a}$  and  $LP_{11b}$  for obtb transmission at the transmission rate of  $2 \times 50$  Gbit/s

个通道的接收器灵敏度分别达到了 -12.2 dBm 和 -9.8 dBm。DFNN 均衡器在 obtb/1000 m 长 FMF 传输后的接收器灵敏度分别达到了 -12.5 dBm 和 -10.6 dBm。与 NN 相比, DFNN 在 1000 m 长 FMF 传输后, 每个通道的灵敏度提高了约 1 dBm。这表明通过在模型中引入判决反馈, 基于 NN 改进的 DFNN 均衡器提升了均衡性能。

进一步, 评估了 NN 和 DFNN 均衡器在更高传输速率下的均衡表现, 结果如图 9 所示。  $2 \times 100$  Gbit/s 的 MDM 信号经过 obtb/1000 m 长 FMF 传输后, DFNN 均衡器较 NN 均衡器的接收



灵敏度提高了约 1.1 dBm 和 0.3 dBm。较 obtb 传输,经过 1000 m 长 FMF 传输后两个通道的 BER 性能严重劣化。在  $2 \times 80$  Gbit/s 的速率下,LP<sub>11a</sub> 和 LP<sub>11b</sub> 通道中 NN 均衡器的接收灵敏度分别降低了 3.2 dBm 和 3.3 dBm。在  $2 \times 100$  Gbit/s 的

速率下,LP<sub>11a</sub> 和 LP<sub>11b</sub> 通道中 NN 均衡器的接收灵敏度分别降低了 3.4 dBm 和 3.2 dBm。这表明,由于高速传输引起的带宽受限和功率衰减等因素,MDM 传输容量和距离已接近 NN 均衡器的极限。

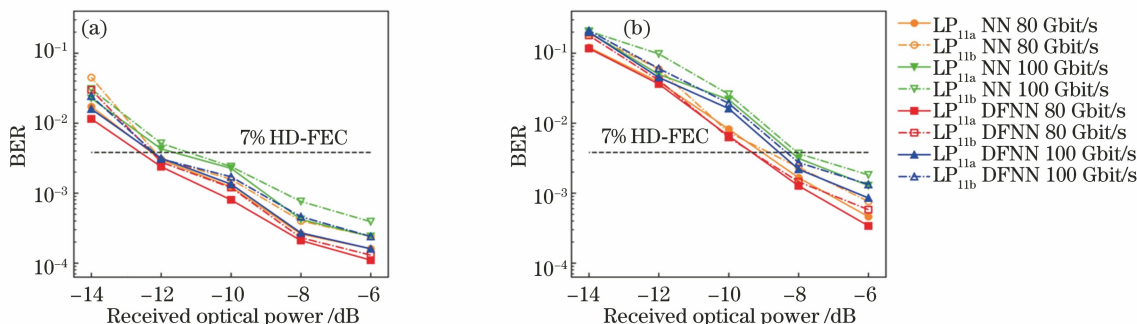


图 9 不同比特率下的 BER 性能比较。(a) obtb 传输;(b) 1000 m FMF 传输

Fig. 9 BER performance comparison under different bit rates. (a) obtb transmission; (b) 1000-m FMF transmission

此外,表 1 比较了不同算法的计算复杂度<sup>[26-27]</sup>。每种算法的复杂度用单个模式下单个符号的乘法次数来衡量。LMS 复杂度的计算方法可以从文献[26]中找到,NN 模型的复杂度计算方法与文献[27]中相同,其中  $n_{hid1}$  和  $n_{hid2}$  表示两个隐藏层中神经元的数量, $n_o$  表示输出类别的数量。输入维度为  $N_{taps} = 160 + 60 + 2 = 222$ ,迭代次数为  $N_{epoch} = 30$ 。DFNN 和

NN 的基本结构相同,计算复杂度一致。NN 和 DFNN 在训练过程中的计算复杂度较高,但是在预测过程中的计算复杂度是可以接受的。通过对 NN 结构进行网格搜索,当神经网络模型的神经元和层数增加时,性能不会得到显著改善。NN 结构的当前设置可以视为系统性能和算法复杂度之间的最佳选择。较 NN,DFNN 计算复杂度相当,但均衡效果更佳。

表 1 LMS,NN 和 DFNN 的计算复杂度对比

Table 1 Computation complexity comparison between LMS, NN, and DFNN

Algorithm	Complexity	Multiplication
LMS	$C_{LMS} = 2S + 2E + 2$	$160 + 60 + 2 = 222$
NN	$C_{NNtrain} = N_{epoch} (N_{taps} n_{hid1} + n_{hid1} n_{hid2} + n_{hid2} n_o)$	$C_{NNtrain} = 116160$
	$C_{NNpredict} = N_{taps} n_{hid1} + n_{hid1} n_{hid2} + n_{hid2} n_o$	$C_{NNpredict} = 3872$
DFNN	$C_{DFNNtrain} = N_{epoch} (N_{taps} n_{hid1} + n_{hid1} n_{hid2} + n_{hid2} n_o)$	$C_{DFNNtrain} = 116160$
	$C_{DFNNpredict} = N_{taps} n_{hid1} + n_{hid1} n_{hid2} + n_{hid2} n_o$	$C_{DFNNpredict} = 3872$

## 4 结 论

搭建并演示了高速 IM-DD MDM 传输系统,通过 NN 均衡器和 DFNN 均衡器,进行了 MIMO 均衡。在非线性的联合抽头结构中,通过两个 FFE 结构,引入 MIMO 信道特征。借助 NN 均衡器,使用 30 G 带宽的 1550 nm 光学器件成功实现了单波长速率高达 100 Gbit/s 的 PAM-4 信号传输。通过复用两个 LP<sub>11</sub> 简并模式,实现了总比特率高达  $2 \times 100$  Gbit/s 的 MDM 传输。在不进行光学放大的情况下,以  $2 \times 50$  Gbit/s 的速率进行了 1000 m 长 FMF 传输,借助 NN 和 DFNN 均衡器的接收器灵敏度分别达到了 -10 dBm 和 -11 dBm。相比 NN 均衡器,DFNN 均衡器通过引入判决反馈进一步提

升了 MIMO 均衡效果。未来可以在此基础上,进一步探索复用模式更多和传输距离更长的 MDM 系统。

## 参 考 文 献

[1] Richardson D J, Fini J M, Nelson L E. Space-division multiplexing in optical fibres [J]. Nature Photonics, 2013, 7(5): 354-362.  
 [2] Bai N, Ip E, Huang Y K, et al. Mode-division multiplexed transmission with inline few-mode fiber amplifier[J]. Optics Express, 2012, 20(3): 2668-2680.  
 [3] Chen W, Song Y X, Li Z X, et al. 50 Gbit/s NRZ IM-DD downstream transmission system based on 25G-class optical components [J]. Acta Optica

- Sinica, 2019, 39(6): 0606003.
- 陈炜, 宋英雄, 李正璇, 等. 基于 25G 级光器件的 50 Gbit/s NRZ IM-DD 下行传输系统[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0606003.
- [4] Franz B, Bülow H. Mode group division multiplexing in graded-index multimode fibers [J]. Bell Labs Technical Journal, 2013, 18(3): 153-172.
- [5] Wang Y H, Wu B J, Wan F, et al. Analysis of compensation for inter-mode nonlinear phase modulation in few-mode optical fiber communication systems[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1206006.
- 王瑜浩, 武保剑, 万峰, 等. 少模光纤通信系统中模间非线性相位调制的补偿分析[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1206006.
- [6] Riesen N, Gross S, Love J D, et al. Monolithic mode-selective few-mode multicore fiber multiplexers [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 6971.
- [7] Sillard P, Molin D, Bigot-Astruc M, et al. Low-differential-mode-group-delay 9-LP-mode fiber [C] // 2015 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC), March 22-26, 2015, Los Angeles, CA, USA. New York: IEEE Press, 2015.
- [8] Li G F, Bai N, Zhao N B, et al. Space-division multiplexing: the next frontier in optical communication [J]. Advances in Optics and Photonics, 2014, 6(4): 413-487.
- [9] Lobato A, Ferreira F, Kushnerov M, et al. Impact of mode coupling on the mode-dependent loss tolerance in few-mode fiber transmission[J]. Optics Express, 2012, 20(28): 29776-29783.
- [10] Liu H Y, Wen H, Zacarias J C A, et al. 3×10 Gb/s mode group-multiplexed transmission over a 20 km few-mode fiber using photonic lanterns [C] // Optical Fiber Communication Conference 2017, March 19-23, 2017, Los Angeles, California, United States. Washington, D.C.: OSA, 2017: M2D.5.
- [11] Chen J, Wang F, Li Z X, et al. Reducing signal crosstalk in IM-DD-mode-division multiplexing transmission via digital orthogonal filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0806005.
- 陈健, 王芳, 李正璇, 等. 利用数字正交滤波降低 IM-DD 模分复用传输中的信号串扰[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0806005.
- [12] Gao X, Xu B, Wu P, et al. Experimental demonstration of single-sideband, four-level pulse amplitude modulation/direct-detection degenerate mode-division multiplexing transmission based on multiple-input, multiple-output nonlinear equalizer [J]. Applied Optics, 2020, 59(7): 1817-1822.
- [13] Chen J K, Hu G J, Han Y Y. Communication experimental system with 3 × 3 mode division multiplexing based on photonic lantern [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1106009.
- 陈嘉轲, 胡贵军, 韩悦羽. 基于光子灯笼的 3×3 模分复用通信实验系统[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1106009.
- [14] Chen J, Huang Q Q, Zhang Q W, et al. Orthogonal frequency division/mode division multiplexing IM-DD multimode fiber transmission system based on photonic lanterns [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(6): 0606008.
- 陈健, 黄青青, 张倩武, 等. 基于光子灯笼的正交频分/模分复用 IM-DD 多模光纤传输系统[J]. 光学学报, 2018, 38(6): 0606008.
- [15] Liao T, Xue L, Hu W S, et al. Unsupervised learning for neural network-based blind equalization [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2020, 32(10): 569-572.
- [16] Yi L L, Liao T, Huang L Y, et al. Machine learning for 100 Gb/s/λ passive optical network [J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(6): 1621-1630.
- [17] Tu C R, Li Y, Du W T, et al. Adaptive blind equalization algorithm using a decision feedback recurrent neural network in mode-division multiplex systems [C] // 2014 Opto-Electronics and Communication Conference and Australian Conference on Optical Fibre Technology, July 6-10, 2014, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE Press, 2014: 699-701.
- [18] Poudel B, Oshima J, Kobayashi H, et al. MIMO detection using a deep learning neural network in a mode division multiplexing optical transmission system [J]. Optics Communications, 2019, 440: 41-48.
- [19] Bai N, Ip E, Li M J, et al. Experimental demonstration of adaptive frequency-domain equalization for mode-division multiplexed transmission [C] // Optical Fiber Communication Conference 2013, March 17-21, 2013, Anaheim, California, United States. Washington, D.C.: OSA, 2013: OM2C.5.
- [20] Yang Z Q, Zhao J, Bai N, et al. Experimental demonstration of adaptive VFF-RLS-FDE for long-distance mode-division multiplexed transmission [J]. Optics Express, 2018, 26(14): 18362-18367.
- [21] Hu G J, Huang C B. A variable step-size unconstrained adaptive FD-LMS algorithm for MDM transmission [J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(2): 1-12.
- [22] Zhang K, Zhuge Q B, Xin H Y, et al. Performance comparison of DML, EML and MZM in dispersion-

- unmanaged short reach transmissions with digital signal processing[J]. *Optics Express*, 2018, 26(26): 34288-34304.
- [23] Xu Z, Sun C, Ji T, et al. Cascade recurrent neural network-assisted nonlinear equalization for a 100 Gb/s PAM4 short-reach direct detection system [J]. *Optics Letters*, 2020, 45(15): 4216-4219.
- [24] Han Z D. Dyna: a method of momentum for stochastic optimization [EB/OL]. (2018-05-13) [2020-12-10]. <https://arxiv.org/abs/1805.04933>.
- [25] Yi L L, Liao T, Xue L, et al. Neural network-based equalization in high-speed PONs [C] // *Optical Fiber Communication Conference 2020*, March 8-12, 2020, San Diego, California, United States. Washington, D.C.: OSA, 2020: T4D.3.
- [26] Bai N, Li G F. Adaptive frequency-domain equalization for mode-division multiplexed transmission [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2012, 24(21): 1918-1921.
- [27] Kyono T, Otsuka Y, Fukumoto Y, et al. Computational-complexity comparison of artificial neural network and volterra series transfer function for optical nonlinearity compensation with time-and frequency-domain dispersion equalization [C] // *2018 European Conference on Optical Communication (ECOC)*, September 23-27, 2018, Rome, Italy. New York: IEEE Press, 2018.