

# 基于 IPCA-DNN 算法的光纤非线性损伤补偿

蒙建宇<sup>1</sup>, 张洪波<sup>1\*</sup>, 张敏<sup>1</sup>, 蔡炬<sup>1\*\*</sup>, 张倩武<sup>2</sup>, 朱虹霖<sup>1</sup>, 钟政<sup>1</sup>

<sup>1</sup>成都信息工程大学通信工程学院, 四川 成都 610225;

<sup>2</sup>上海大学特种光纤与光接入网省部共建重点实验室, 上海 200072

**摘要** 为应对相干光通信系统中光纤非线性损伤, 结合由非线性薛定谔方程的一阶摄动解推导出的三元组, 提出一种基于深度神经网络(DNN)和改进型主成分分析(IPCA)的光纤非线性补偿(NLC)算法。为了验证提出的 NLC 方案的可行性, 构建了单通道 32 GBaud 偏振复用 16 阶正交幅度调制(PDM-16QAM)的光传输系统。综合数值仿真结果表明, 相较于 DNN-NLC 方案, IPCA-DNN-NLC 方案以  $Q$  值降低 0.06 dB 为代价, 使计算复杂度降低了 90.7%, 由此证明 IPCA-DNN-NLC 方案能以很低的复杂度实现相近的 NLC 性能; 相较于数字反向传播(DBP)方案, IPCA-DNN-NLC 方案在 800 km 的传输距离下  $Q$  值提升了 0.91 dB, 并可在不预知链路参数的情况下工作, 具有普适性和鲁棒性。

**关键词** 光纤光学; 相干光通信; 深度神经网络; 改进型主成分分析; 非线性补偿

中图分类号 TN915.01

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.2406002

## Fiber Nonlinear Impairments Compensation Based on IPCA-DNN Algorithm

Meng Jianyu<sup>1</sup>, Zhang Hongbo<sup>1\*</sup>, Zhang Min<sup>1</sup>, Cai Ju<sup>1\*\*</sup>, Zhang Qianwu<sup>2</sup>,  
Zhu Honglin<sup>1</sup>, Zhong Zheng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Communication Engineering, Chengdu University of Information Technology,  
Chengdu, Sichuan 610225, China;

<sup>2</sup>Key Laboratory of Specialty Fiber Optics and Optical Access Networks, Shanghai University,  
Shanghai 200072, China

**Abstract** To deal with the fiber nonlinear impairments in coherent optical communication systems, this paper proposes a nonlinear compensation (NLC) algorithm based on deep neural network (DNN) and improved principal component analysis (IPCA) by using the triplets derived from the first-order perturbation solution of the nonlinear Schrödinger equation. The simulation systems of a single-channel 32 GBaud polarization-division-multiplexing 16-ary quadrature amplitude modulation (PDM-16QAM) optical transmission system are built to verify the feasibility of the proposed NLC algorithm. Compared with the DNN-NLC scheme, the IPCA-DNN-NLC scheme reduces the computational complexity by 90.7% with only a 0.06 dB  $Q$ -factor penalty, which means that the new algorithm enables similar NLC performance with much lower complexity. Compared with the digital back propagation (DBP) scheme, the IPCA-DNN-NLC scheme realizes a 0.91 dB  $Q$ -factor improvement over 800 km transmission. The proposed scheme can work normally without prior knowledge of the link parameters, which is versatile and robust.

**Key words** fiber optics; coherent optical communication; deep neural network; improved principal component analysis; nonlinear compensation

**OCIS codes** 060.4510; 060.1660; 190.4370

收稿日期: 2021-05-06; 修回日期: 2021-06-04; 录用日期: 2021-06-28

基金项目: 四川省科技计划(2021YFG0149)、上海市科委重点实验室项目(SKLSFO2019-06)、高等学校学科创新引智计划(111)(D20031)

通信作者: \*zhanghb@cuit.edu.cn; \*\*caiju@cuit.edu.cn

# 1 引言

光网络承载了大量的数据流量,其容量在过去五年里急剧增长了 10 倍<sup>[1]</sup>。大数据、云服务、虚拟现实/增强现实(VR/AR)和全景高清直播等应用仍在推动光网络向更高的频谱效率和更大的信道容量发展<sup>[2]</sup>。但是光纤的损耗、色散、偏振模色散(PMD)等线性损伤和激光器相位噪声、自相位调制(SPM)、交叉相位调制(XPM)、四波混频(FWM)和非线性相位噪声(NLPN)等非线性损伤这两类因素均限制了光通信技术的进一步发展。随着数字信号处理技术(DSP)的飞速发展,光纤的线性损伤得到了很好的补偿。因此目前光纤非线性损伤是长距离高速光纤传输系统的主要障碍,研究非线性效应的补偿问题具有重要意义。

近年来,机器学习(ML)技术已成功用于解决预测、分类、模式识别和数据挖掘等诸多问题,并在计算机视觉、自然语言处理、医疗等领域显示出巨大潜力<sup>[3]</sup>。将机器学习引入光纤非线性补偿,已成为解决光纤通信中许多新挑战的一个创新方向<sup>[4]</sup>。与传统的光纤非线性补偿(NLC)技术[如共轭孪生波(PCTM)<sup>[5]</sup>、Volterra 级数<sup>[6]</sup>、DBP<sup>[7-8]</sup>]相比,ML-NLC 以较低计算复杂度就可实现几乎相同的性能,同时,它不需要获得准确的传输链路参数,只需依赖接收到的数据就可模拟传输模型,即可以在预先不知道链路参数的情况下工作,具有普适性和鲁棒性。

根据机器学习算法中功能和形式的相似性,ML-NLC 算法大致分为三类:分类、聚类、回归。对于基于分类算法的 NLC 方案[如  $k$ -Nearest Neighbors(KNN)<sup>[9]</sup>],其通过生成非线性决策边界来确定测试数据的类别,其中 KNN 的全局遍历性导致其计算复杂度较高;对于基于聚类算法的 NLC 方案(如  $k$ -Mean<sup>[10]</sup>),由于初始质心是随机选择的,其全局最优解很难得到,故计算复杂度较高;对于基于回归算法的 NLC 方案(如 DNN),其通过神经网络对光纤非线性损伤进行均衡处理,且可以逼近任意非线性函数,建立更好的黑箱模型,故能够准确地预测光纤非线性损伤,其相对计算复杂度较低。文献[11]进一步提出基于主成分分析(PCA)的 DNN 算法,该算法将实验数据标准化为均值为 0、方差为 1 的数据集,从而降低了 90% 的计算复杂度。但由于神经网络在迭代训练的过程中,输入数据只能为实数,故需要将实验数据转换为实部和虚部的数据对,这样在数据标准化消除数量级影响的过程中,实

验数据中实部与虚部变异程度的信息(由数据的方差与其均值之比来反映)将会消失。可见,标准化后提取的主成分,不能准确反映原始数据所包含的全部信息,会导致 NLC 的性能不稳定,故该算法不具有鲁棒性。针对这一问题,本文提出一种基于改进型主成分分析(IPCA)的 DNN 算法,旨在保证算法鲁棒性的前提下,用很低的复杂度实现相近的 NLC 性能。

## 2 基本原理

### 2.1 IPCA-DNN 算法的原理

神经网络在迭代训练中需要提供两个部分:特征  $x_t$  和标签  $y_{t,\text{label}}$ 。其中,  $x_t$  由三元组组成,三元组的计算公式为<sup>[12]</sup>

$$\begin{cases} T_x = X_s X_{(s+h)}^* X_h + Y_s Y_{(s+h)}^* X_h \\ T_y = Y_s Y_{(s+h)}^* Y_h + X_s X_{(s+h)}^* Y_h \end{cases}, \quad (1)$$

式中,  $s, h$  是符号索引,  $T_x, T_y$  分别表示  $x$  偏振与  $y$  偏振的三元组,  $X_s, Y_s$  分别表示  $x$  偏振和  $y$  偏振的符号序列。设光纤衰减系数  $\alpha=0$ , 则光纤非线性扰动(在  $t=0$  时)可描述为<sup>[12]</sup>

$$\begin{cases} \Delta A_x = \sum_{h,s} P_0^{\frac{3}{2}} T_x C_{h,s} \\ \Delta A_y = \sum_{h,s} P_0^{\frac{3}{2}} T_y C_{h,s} \end{cases}, \quad (2)$$

式中,  $P_0$  是发射功率,  $C_{h,s}$  是非线性摄动系数。标签  $y_{t,\text{label}}$  是对应的接收符号( $x_{R,\text{symbol}}$ )与发送符号( $x_{T,\text{symbol}}$ )的差值。

IPCA-DNN 算法的具体实现如下:首先对三元组各个变量均值化,即用原始的三元组数据除以它相应的实部与虚部均值。设原始三元组数据为  $\mathbf{X} = (x_{ij})_{M \times P}$ , 令

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij}}{\bar{x}_j}, \quad i=1,2,\dots,M \text{ and } j=1,2,\dots,P, \quad (3)$$

式中,  $\bar{x}_j = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_{kj}, j=1,2,\dots,P$ 。由此可得均值化矩阵  $\mathbf{X}' = (x'_{ij})_{M \times P}$ 。设  $\mathbf{X}'$  的协方差矩阵为  $\mathbf{U} = (u_{ij})_{P \times P}$ , 并且  $\mathbf{X}'$  中各个向量的均值为 1, 则有

$$u_{ij} = \text{cov}(\mathbf{x}'_i, \mathbf{x}'_j) = \frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^M \left( \frac{x_{ki}}{\bar{x}_i} - 1 \right) \left( \frac{x_{kj}}{\bar{x}_j} - 1 \right) = \text{cov}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j). \quad (4)$$

(4)式表明,均值化不改变各个三元组间的相关系数,故均值化后的数据能够准确反映原始数据所包含的信息。但是,第一主成分  $F_1$  的贡献率不够高(没有达到 80% 以上),仅仅采用第一主成分的数

据,会使给定的数据集过于简单从而导致神经网络欠拟合。此时,应将 PCA 与聚类分析结合起来。具体做法如下:

1) 按照贡献率的大小选择前  $K$  个主成分,并计算此时主成分的贡献率;

2) 对所选定的新数据进行聚类分析,并以主成分的方差贡献率来确定;

3) 最后根据聚类中包含的主成分来确定三元组的数据集。

在实际传输链路中,光纤衰减和放大自发辐射(ASE)噪声的影响不可避免。ASE 噪声的随机性会导致每次训练的标签  $y_{t,\text{label}}$  不同,进而导致神经网络迭代训练不准确,使算法失去鲁棒性。这一问题可以通过重复传输相同的训练数据并对与模式无关的 ASE 噪声均值化来解决。光纤衰减通过将非线性扰动系数  $C_{h,s}$  按系数  $L_{\text{eff}}/L_{\text{span}}$  进行缩放来体现。其中,  $L_{\text{eff}}$  是光纤环路的有效长度,  $L_{\text{span}}$  是光纤环路的跨距长度,且

$$L_{\text{eff}} = [1 - \exp(-\alpha L_{\text{span}})]/\alpha, \quad (5)$$

式中: 光纤衰减系数  $\alpha = 0.2 \text{ dB/km} = 0.0461 \text{ km}^{-1}$ ; 光纤的跨距长度  $L_{\text{span}} = 100 \text{ km}$ ; 光纤环路的有效长度  $L_{\text{eff}} = 21.48 \text{ km}$ 。

在 IPCA-DNN 算法中,为了加入非线性因素,需要引入非线性激活函数,使神经网络的表达能力更加强大。Leaky ReLU 激活函数可以逼近任意非线性函数,且解决了梯度消失问题,具有收敛速度快、计算速度快的特点。其表达式为

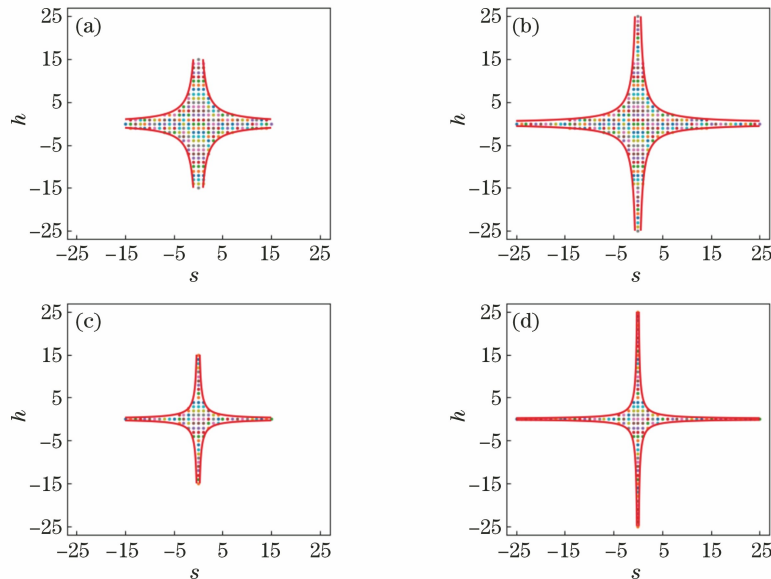


图 1 不同  $L$  和  $C$  下的索引值。(a)  $L=15, C=15$ ; (b)  $L=25, C=15$ ; (c)  $L=15, C=5$ ; (d)  $L=25, C=5$

Fig. 1 Index values with different  $L$  and  $C$ . (a)  $L=15, C=15$ ; (b)  $L=25, C=15$ ; (c)  $L=15, C=5$ ; (d)  $L=25, C=5$

$$f(x) = \max(ax, x). \quad (6)$$

神经网络模型的效果及优化的目标由损失函数定义,均方误差(MSE,  $e_{\text{MSE}}$ ) 损失函数的收敛速度比平均绝对误差的收敛速度要快,可显著缩短神经网络中数据的训练时间,降低计算复杂度。其表达式为

$$e_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{t,\text{label}} - y')^2, \quad (7)$$

式中,  $y'$  表示预测的光纤非线性损伤值。同时,采用合适的优化器可以实现最小损失。本研究在 TensorFlow 的平台下,采用学习率为 0.001,批量大小为 128 的 Adam 优化器<sup>[13]</sup>。

## 2.2 三元组选择

若直接根据(1)式中  $T_x$  的表达式来计算三元组,由于三元组的个数较多,直接在神经网络中训练该数据会增加迭代运算的复杂度。为了降低计算复杂度,需要建立一个三元组的选择标准,即只需将三元组中贡献最大的项作为神经网络的输入,其表达式为

$$\begin{cases} |hs| \leq C \\ h, s \in [-L, +L] \end{cases}, \quad (8)$$

式中: 数值  $L$  取决于信道储存器的大小和约束条件;  $C$  是一个调节参数,用来平衡 NLC 的性能与计算复杂度。从图 1 可见,  $C$  和  $L$  的值越大,特征中包含的三元组数就越多。而三元组越多,不仅会增加系统的计算复杂度,还会导致神经网络在迭代运算时出现过拟合现象。因此需要根据性能和计算复杂度两方面因素来灵活调整  $C$  和  $L$  的值。

### 2.3 基于 IPCA-DNN 算法的光纤非线性补偿

图 2 给出了基于 IPCA-DNN 算法的 NLC 模型。首先利用 IPCA 算法对三元组进行主成分分析,然后将得到的数据集输入神经网络进行迭代训练。为了避免神经网络过度拟合,在第 2 个

隐藏层之后添加一个概率为 0.5 的脱落层,最后利用神经网络迭代均衡后得到的估计非线性损伤  $y'$  和神经网络的标签值  $y_{l, label}$  计算出该迭代均衡的误码率,从而评估 IPCA-DNN-NLC 方案的性能。

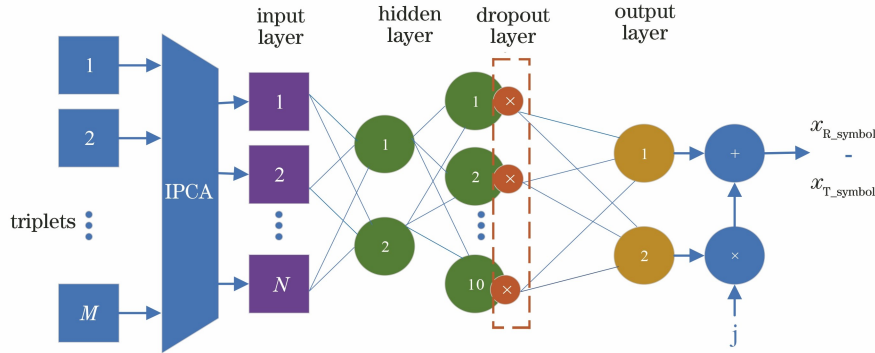


图 2 基于 IPCA-DNN 算法的 NLC 模型

Fig. 2 NLC model based on IPCA-DNN algorithm

### 2.4 计算复杂度

神经网络的计算复杂度由三部分组成:三元组矩阵乘法、激活函数和主成分分析。由于激活函数和主成分分析可以通过查找表(LUT)来实现,并且 LUT 只需要几个比较器,因此对于数千个乘法器来说, LUT 的计算复杂度可以忽略,基于乘法器的个数( $N_{om}$ )即可体现 NLC 的计算复杂度<sup>[14]</sup>。复杂度的计算表达式为

$$\eta = 16M + 4N + 40, \quad (9)$$

式中,  $M$  为经过(8)式缩放后三元组的个数,  $N$  为经过 IPCA 后三元组的个数。图 3 比较了基于不同缩放标准的 IPCA-DNN 算法和 DNN 算法(没有三元组缩放和 IPCA 分析)的 NLC 方案的计算复杂度。可见,相较于基于 DNN 算法的 NLC 方案,不同缩放标准的 IPCA-DNN 算法的计算复杂度分别下降

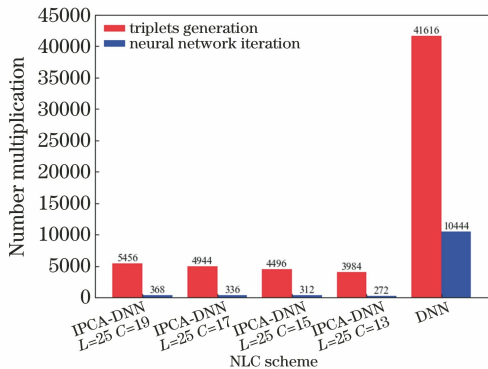


图 3 基于不同缩放标准的计算复杂度比较

Fig. 3 Comparison of computational complexity based on different scaling criteria

了 88.8%、89.8%、90.7%和 91.6%。

## 3 仿真与结果讨论

为了验证本文提出的 IPCA-DNN-NLC 方案的性能,搭建了 VPI Transmission Maker 和 Matlab 的联合仿真平台,对基于 PDM-16QAM<sup>[15]</sup>的长距离光传输系统进行仿真测试,传输系统如图 4 所示。在发射端,利用偏振分束器(PBS)将载波光源分解成两个光载波,然后注入正交(I/Q)调制器中。波形发生器产生的四路电信号分别注入 I/Q 调制器中进行载波调制。调制后的光信号经偏振合束器(PBC)耦合,再经掺铒光纤放大器(EDFA)放大后进入光纤传输;光纤链路由 100 km SMF 光纤、EDFA、滤波器以及环路控制器组成;接收端将接收到的光信号与本地激光器产生的本振光混频,并将其馈入两对平衡光电二极管进行相干检测,然后由低通滤波器滤波并进行模数转换;最后进行离线数字信号处理:I/Q 不平衡补偿和正交归一化、色散补偿(CDC)、偏振解复用、频偏估计、载波相位恢复<sup>[16]</sup>、IPCA-DNN-NLC。仿真采用的参数如表 1 所示。

固定  $L$  的值为 25<sup>[14]</sup>,再通过调节  $C$  值来平衡系统性能与计算复杂度。图 5 给出了不同缩放标准下 32 GBaud PDM-16QAM 传输系统的 Q 值随发射光功率的变化情况。从图中可见,相较于 IPCA-DNN-NLC( $L=25, C=15$ )方案,在最佳发射功率 1 dBm 下,IPCA-DNN-NLC( $L=25, C=13$ )方案的 Q 值下

降了 0.16 dB,而在  $L=25, C=19$  和  $L=25, C=17$  这两种缩放标准下,IPCA-DNN-NLC 的  $Q$  值没有明显的变化,但都显著增加了计算复杂度。综合性能和计

算复杂度两方面的因素来考虑,可知在  $L=25, C=15$  缩放标准下,IPCA-DNN-NLC 方案可以以较低的计算复杂度来实现较高的 NLC 性能。

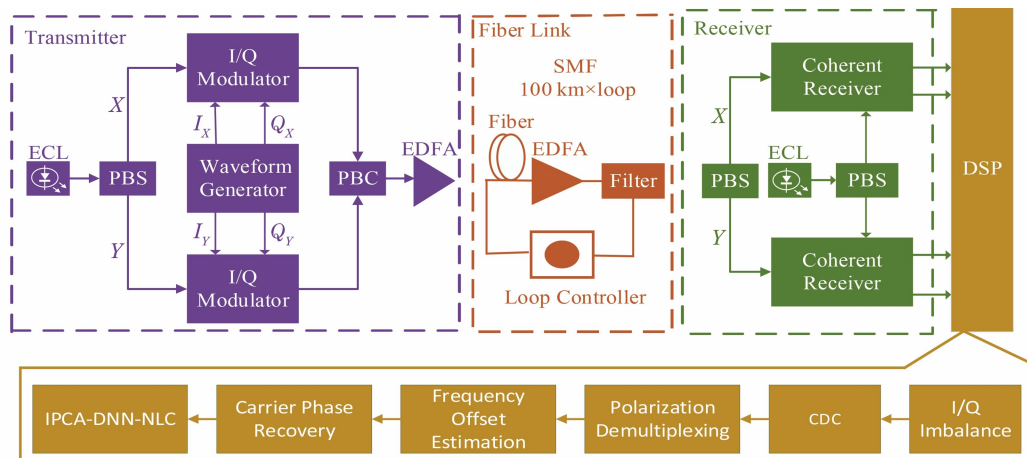


图 4 单通道双偏的 32 GBaud PDM-16QAM 相干光传输系统

Fig. 4 Single channel dual-biased 32 GBaud PDM-16QAM coherent optical transmission system

表 1 PDM-16QAM 的仿真参数

Table 1 Simulation parameters of PDM-16QAM

Parameter	Content	Parameter	Content
Modulation format	16QAM	Local oscillator linewidth /kHz	10
Signal symbol rate /GBaud	32	Local oscillator frequency /THz	193.1
Oversampling ratio	2	Carrier linewidth /kHz	100
Fiber length per span /km	100 km	Carrier frequency /THz	193.1+0.1
Amplifier noise figure /dB	6.0 dB	Dispersion coefficient /( $\text{ps} \cdot \text{nm}^{-1} \cdot \text{km}^{-1}$ )	16.0
Pmd coefficient /( $10^{-15} \text{ s} \cdot \text{m}^{-1/2}$ )	3.163	Nonlinear index $n_2$ /( $10^{-16} \text{ cm}^2 \cdot \text{W}^{-1}$ )	3.2

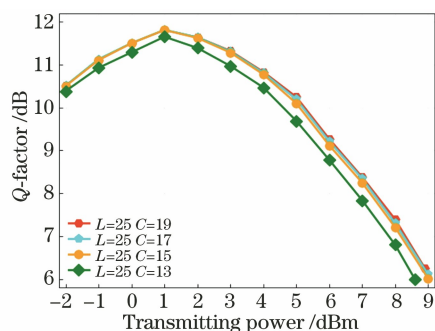


图 5 不同缩放标准下 32 GBaud PDM-16QAM 传输系统的  $Q$  值与发射光功率的关系

Fig. 5 Relationship between  $Q$ -factor and transmitting power of 32 GBaud PDM-16QAM transmission system under different scaling standards

为了便于比较,同时对基于 CDC、DBP、DNN 等算法的补偿方案进行了仿真实验。从图 6 可见,相对于 CDC 方案,基于 DBP、IPCA-DNN-NLC、DNN-NLC 方案的最佳发射功率均从 0 dBm 提高至 1 dBm,  $Q$  值也分别相应地提高了 0.85 dB、

1.76 dB、1.82 dB,这说明传统的利用色散效应来补偿光纤链路非线性损伤的方案效果最差。同时,相较于 DNN-NLC 方案,尽管 IPCA-DNN-NLC 方案的  $Q$  值降低了 0.06 dB,但其计算复杂度却大幅降低了 90.7%。综合考虑系统性能和计算复杂度两方面因素,基于 IPCA-DNN 算法的补偿方案具有更好的应用前景。

图 7 给出了基于 IPCA-DNN 算法的 32 GBaud PDM-16QAM 的  $Q$  值随传输距离变化的情况。此时传输系统的发射光功率固定为 1 dBm。从图中可见,采用 CDC 补偿算法,系统  $Q$  值下降得较快,传输 1260 km 后,  $Q$  值即从 12 dB 降至 8 dB;而 DBP、DNN 和 IPCA-DNN 补偿算法,系统  $Q$  值的下降速度则较为缓慢,链路传输距离也分别相应地增加了 360, 610, 570 km,其中 IPCA-DNN-NLC 方案仅比 DNN-NLC 方案少传输 40 km,性能劣化极为有限。再次证明低复杂度的 IPCA-DNN-NLC 方案更适合在实际的光纤长距离传输中应用。

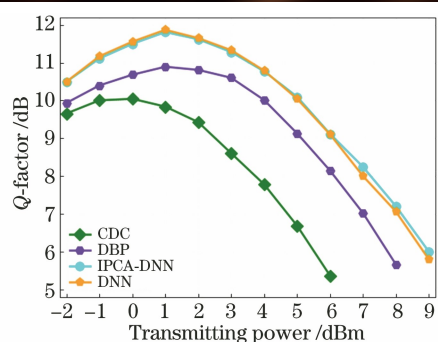


图 6 在 800 km 的传输距离下, 32 GBaud PDM-16QAM 传输系统的 Q 值与发射光功率的关系

Fig. 6 Relationship between Q-factor and transmitting power of 32 GBaud PDM-16QAM transmission system after 800 km transmission distance

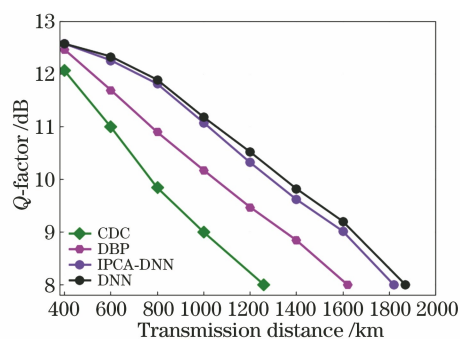


图 7 32 GBaud PDM-16QAM 传输系统的 Q 值与传输距离的关系

Fig. 7 Relationship between Q-factor and transmission distance of 32 GBaud PDM-16QAM transmission system

## 4 结 论

本文提出并验证了基于 IPCA-DNN 算法的光纤非线性损伤补偿的方案。对单通道 32 GBaud PDM-16QAM 光传输系统的仿真结果表明, 与基于 CDC、DBP 算法的补偿方案相比较, 在 800 km 的传输距离下, 基于 IPAC-DNN-NLC 方案的系统 Q 值分别提高了 1.76 dB、0.91 dB; 相较于 DNN-NLC 方案, IPAC-DNN-NLC 方案以 Q 值仅降低 0.06 dB 为代价, 使计算复杂度降低了 90.7%。同时, IPAC-DNN-NLC 方案只需利用接收到的数据即可模拟传输模型, 其可以在预先不知道链路参数的情况下工作, 具有普适性, 而传统的 NLC 方案(如 DBP)在运算中需要获得准确的传输链路参数。可见, IPAC-DNN-NLC 方案的综合性能较优, 有望成为高速光通信系统长距离传输的一个有效方案。

### 参 考 文 献

[1] Winzer P J, Neilson D T, Chraplyvy A R. Fiber-

optic transmission and networking: the previous 20 and the next 20 years [Invited] [J]. *Optics Express*, 2018, 26(18): 24190-24239.

- [2] Vassilieva O, Kim I, Ikeuchi T. Enabling technologies for fiber nonlinearity mitigation in high capacity transmission systems [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(1): 50-60.
- [3] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects [J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260.
- [4] Lau A P T, Khan F N, Fan Q R, et al. Application of machine learning techniques in fiber-optic communication systems [C] // *Signal Processing in Photonic Communications 2018*, July 2-5, 2018, Zurich, Switzerland. Washington, D. C.: OSA, 2018: SpW4G.1.
- [5] Liu X, Chraplyvy A R, Winzer P J, et al. Phase-conjugated twin waves for communication beyond the Kerr nonlinearity limit [J]. *Nature Photonics*, 2013, 7(7): 560-568.
- [6] Guiomar F P, Pinto A N. Simplified Volterra series nonlinear equalizer for polarization-multiplexed coherent optical systems [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2013, 31(23): 3879-3891.
- [7] Ip E. Nonlinear compensation using backpropagation for polarization-multiplexed transmission [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2010, 28(6): 939-951.
- [8] Rafique D, Zhao J, Ellis A D. Digital back-propagation for spectrally efficient WDM 112 Gbit/s PM m-ary QAM transmission [J]. *Optics Express*, 2011, 19(6): 5219-5224.
- [9] Zhang J F, Gao M Y, Chen W, et al. Non-data-aided k-nearest neighbors technique for optical fiber nonlinearity mitigation [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2018, 36(17): 3564-3572.
- [10] Xu M, Zhang J W, Zhang H P, et al. Multi-stage machine learning enhanced DSP for DP-64QAM coherent optical transmission systems [C] // *Optical Fiber Communication Conference 2019*, March 3-7, 2019, San Diego, California, United States. Washington, D. C.: OSA, 2019: M2H.1.
- [11] Gao Y L, El-Sahn Z A, Awadalla A, et al. Reduced complexity nonlinearity compensation via principal component analysis and deep neural networks [C] // *2019 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC)*, March 3-7, 2019, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 1-3.
- [12] Tao Z N, Dou L, Yan W Z, et al. Multiplier-free intrachannel nonlinearity compensating algorithm operating at symbol rate [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2011, 29(17): 2570-2576.

- [13] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. (2014-12-22) [2021-05-01]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [14] Zhang S L, Yaman F, Nakamura K, et al. Field and lab experimental demonstration of nonlinear impairment compensation using neural networks [J]. Nature Communications, 2019, 10: 3033.
- [15] Li W P, Kong M, Yu J J. Generation of PDM-16QAM radio frequency signal based on a polarization multiplexing optical modulator [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(23): 2306002.
- 李韦萍, 孔森, 余建军. 基于偏振复用光调制器产生 PDM-16QAM 射频信号 [J]. 光学学报, 2020, 40 (23): 2306002.
- [16] Lin Z Y, Yang Y F, Xiang Q, et al. Adaptive carrier phase recovery algorithm for probabilistically shaped signals [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40 (23): 2306001.
- 林志颖, 杨彦甫, 向前, 等. 用于概率整形信号的自适应载波相位恢复算法 [J]. 光学学报, 2020, 40 (23): 2306001.