

融合三元组及复值 CNN 的 PS 系统光纤非线性补偿方案

范亚萱^{1,2}, 王鸣娇², 杜蕾², 乔京帅², 蓝海龙²,李旭升², 张义宁⁴, 杨立山^{1,2,3}, 许恒迎^{1,2,3*}, 白成林^{1,2,3}

(1. 山东省光通信科学与技术重点实验室, 山东 聊城 252000; 2. 聊城大学 物理科学与信息工程学院, 山东 聊城 252000;

3. 聊城市工业互联网研究与应用重点实验室, 山东 聊城 252000; 4. 聊城大学 数学科学学院, 山东 聊城 252000)

摘要: 针对概率整形(PS)系统光纤传输中的非线性损伤问题, 提出了一种融合三元组及复值卷积神经网络(T-CCNN)的 PS 系统光纤非线性补偿方案。首先将经过线性损伤处理后的符号生成二维三元组, 再将这种三元组输入到 T-CCNN 中进行光纤非线性补偿, 并保留实部与虚部间相位信息的相关性。仿真结果表明: 在最佳发射功率下传输 800 km, 三元组边长长度为 13 时, 该方案 Q 因子的增益为 1.39 dB; 当达到硬判决前向纠错阈值时, 该方案比 DBP-1StPs 方案可增加约 180 km 的传输距离。

关键词: 光纤非线性补偿; 概率整形; 微扰理论

中图分类号: TN913.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2024)06-0082-07

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2024.06.015

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Optical fiber nonlinearity compensation scheme for PS system integrating triplet and complex-valued CNN

FAN Yaxuan^{1,2}, WANG Mingjiao², DU Lei², QIAO Jingshuai², LAN Hailong²,LI Xusheng², ZHANG Yining⁴, YANG Lishan^{1,2,3}, XU Hengying^{1,2,3*}, BAI Chenglin^{1,2,3}

(1. Shandong Provincial Key Laboratory of Optical Communication Science and Technology, Liaocheng Shandong 252000, China;

2. School of Physics Science and Information Engineering, Liaocheng University, Liaocheng Shandong 252000, China;

3. Liaocheng Key Laboratory of Industrial-Internet Research and Application, Liaocheng Shandong 252000, China;

4. School of Mathematical Sciences, Liaocheng University, Liaocheng Shandong 252000, China)

Abstract: To address the issue of nonlinear impairments in optical fiber transmission for probability shaping (PS) system, a novel optical fiber nonlinearity compensation scheme integrating triplet and complex-valued convolutional neural networks (T-CCNN) is proposed. Initially, symbols processed through linear impairment correction are transformed into two-dimensional triplets. These triplets are then fed into the T-CCNN for fiber nonlinearity compensation, while preserving the correlation of phase information between the real and imaginary parts. The simulation results show that at the optimal transmit power, when transmitting over 800 km with a triplet side length of 13, the gain in the Q -factor of this scheme is 1.39 dB. Moreover, when reaching the hard decision forward error correction threshold, this scheme can increase the transmission distance by approximately 180 km compared to the DBP-1StPs scheme.

Key words: fiber nonlinearity compensation, probability shaping, perturbation theory

收稿日期: 2024-01-25。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62371216, 61501213, 62101229) 资助; 山东省自然科学基金项目 (ZR2020MF012, ZR2020QF005, ZR2022MF253) 资助; 聊城大学博士科研启动基金 (318051834, 318051835) 资助。

作者简介: 范亚萱 (1997—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为概率整形相干光通信系统光纤非线性损伤补偿, 并针对光纤非线性损伤补偿方案进行仿真验证。

*** 通信作者:** 许恒迎 (1981—), 男, 工学博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要从事高速相干光通信系统传输理论与技术研究工作。



0 引言

在近几十年里, 随着互联网的容量需求呈指数级增长, 这一趋势促使光通信骨干传输系统的传输速率不断向大容量和长距离传输的方向发展^[1-2]。为了更高效地利用现有的光网络资源, 概率整形(PS)作为一种能够优化信号传输效率的技术, 在光传输研究领域中逐渐兴起, 并在过去几年里受到了越来越多的关注^[3-5]。PS 技术通过提高内部星座点分布的概率, 同时降低外部点的概率, 有效地降低了星座图的平均功率。与标

准分布的正交幅度调制(QAM)技术相比,PS在加性高斯白噪声(AWGN)信道中可以提供高达1.53 dB的增益^[6]。然而,随着近年来传输距离和容量的不断增加,在PS系统中由自相位调制引起的非线性损伤变得不可忽视^[7],为了解决PS系统光纤传输的非线性损伤问题,研究者们提出了许多有效的方法,大致可分为光域和电域2类补偿方案。1)光域补偿方案的典型代表为光学相位共轭(OPC)方案,即使用光学器件在传输过程中进行光纤非线性补偿。ROS F D等人^[8]讨论了OPC与PS结合的初步结果。易航等人^[9]提出并验证了PS与相位共轭孪生波相结合的非线性抑制方案。但由于所需器件的成本较高,OPC方案的应用范围受到了一定限制。2)电域补偿方案包括数字反向传播(DBP)方案^[10-11]、基于Volterra级数的非线性均衡器方案^[12]、基于微扰理论的非线性补偿方案^[13-16]以及基于机器学习的光纤非线性补偿方案^[7,17-24]等。其中,DBP方案和基于Volterra级数的非线性均衡器方案需要对每个跨距的光纤非线性进行补偿,随着距离增加和跨度增大,计算过程变得更加复杂。FU M F等人^[15]提出了一种基于三元组相关微扰的光纤非线性补偿方案,其复杂度远低于传统的微扰非线性补偿方案和退化的微扰非线性补偿技术,此方案的复杂度虽然降低了94.73%,却牺牲了一部分性能。

目前,利用机器学习算法进行光纤非线性补偿主要有2种方案:改进的机器学习方案和结合三元组与神经网络的补偿方案。1)在改进的机器学习方案中,WANG X S等人^[21]提出了一种在PS-64QAM中改进的鲁棒加权K均值聚类方案,通过使用遵循麦克斯韦玻尔兹曼分布倒数的加权因子,增强了聚类方案的鲁棒性。NGUYEN T T等人^[22]通过实验首次证明了基于人工神经网络的非线性补偿和PS的结合,不仅能有效补偿收发器件的非线性,还能实现光纤非线性的补偿。XU H等人^[7]提出了一种基于星座图分割和支持向量机的PS-64QAM非线性滤波器,利用支持向量机将PS-64QAM星座图划分为内外2个子集,减少内部星座点的计算,从而降低复杂度。2)结合三元组与神经网络的补偿方案可以解决微扰理论中难以确定的非线性扰动系数问题。典型代表为ZHANG S L等人^[23]使用三元组与神经网络进行非线性损伤补偿,在发射端和接收端取得了不同程度的Q因子改善。LI C等人^[24]根据一阶微扰理论重建具有2个通道的特征图,建立分类器和回归器对非线性进行补偿。相对于全连接神经网络方案,该方案的时间复杂度和空间复杂度分别

降低了25%和50%。然而,上述方案均未保留复数符号的实部与虚部之间的相位信息。由于在相干光通信中传输的符号均为复数信号,而光纤非线性与符号的相位信息密切相关,因此非常有必要提出一种融合三元组并保留复数相位关系的神经网络来进行光纤非线性损伤补偿。

针对上述问题,本文提出一种融合三元组及复值卷积神经网络(T-CCNN)的PS系统光纤非线性补偿方案,下文简称T-CCNN方案。

1 原理和模型

1.1 微扰理论基本原理

本方案的二维输入特征的三元组起源于一阶微扰理论。光脉冲在单模光纤中的传播由非线性薛定谔方程(NLSE)表征^[24]为

$$\frac{\partial U(z,t)}{\partial z} = -\frac{\alpha}{2}(U,t) - \frac{j}{2}\beta_2 \frac{\partial^2 U(z,t)}{\partial t^2} + j\gamma|U(z,t)|^2 U(z,t) \quad (1)$$

其中, $U(z,t)$ 表示复包络, α 、 β_2 、 γ 、 t 分别是光纤损耗、群速度色散、光纤非线性系数和信号传输时间。根据一阶微扰理论公式,式(1)可写成 $U(z,t) \approx U_0(z,t) + \Delta U(z,t)$,其中 $U_0(z,t)$ 是线性解, $\Delta U(z,t)$ 是非线性扰动项。当 $t=0$ 时,此时符号的一阶扰动^[15]可写成

$$\Delta U_{k,X} = P_0^{3/2} \sum_{m,n} (X_{k+n} X_{k+n+m}^* X_{k+m} + Y_{k+n} Y_{k+n+m}^* X_{k+m}) C_{m,n} \quad (2)$$

$$\Delta U_{k,Y} = P_0^{3/2} \sum_{m,n} (Y_{k+n} Y_{k+n+m}^* Y_{k+m} X_{k+n} X_{k+n+m}^* Y_{k+m}) C_{m,n} \quad (3)$$

其中, $\Delta U_{k,X}$ 和 $\Delta U_{k,Y}$ 分别代表X偏振和Y振的第k个符号的非线性损伤, P_0 是信号的发射功率, m 和 n 是相对于当前的符号索引; $C_{m,n}$ 是非线性扰动系数,一般形式^[17]如式(4)所示。

$$C_{m,n} = \begin{cases} j \frac{8}{9} \frac{\gamma \tau^2}{\sqrt{3} |\beta_2|} E_1(-j \frac{mnT^2}{\beta_2 L}), m \neq 0, n \neq 0 \\ j \frac{4}{9} \frac{\gamma \tau^2}{\sqrt{3} |\beta_2|} E_1(\frac{(n-m)^2 T^2 \tau^2}{3 |\beta_2|^2 L^2}), m=0, n=0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, τ 、 T 和 L 分别表示脉冲宽度、符号周期和传输距离(光纤长度,即三元组边长长度), $E_1(\cdot)$ 为指数积分函数。

1.2 T-CCNN 补偿非线性原理

传统的卷积神经网络(CNN)处理 PS-64QAM 符号时,通常是将其实部和虚部分开,并分别作为实值进行处理。然而,这种处理方式忽略了实部与虚部之间的相位关系,而在相干光通信系统中,非线性的影响与相位关系紧密相连。基于这一考虑,本文提出了 T-CCNN 方案。接收端数字信号处理(DSP)的整体流程如图 1(a)所示。接收到的 PS-64QAM 符号依次经过归一化和标准化、色散补偿、时钟恢复、偏振解复用、载波相位恢复(CPR)等处理步骤后,再利用所提出的 T-CCNN 方案进行处理,最终计算 Q 因子以评估本方案的性能。

T-CCNN 方案流程如图 1(b)所示,其可以分为以下 3 个阶段。

① 三元组生成。根据式(2)、式(3),在 CPR 之后,基于微扰理论对符号进行处理,以生成所需的三元组。其中,2 个偏振的三元组二维输入特征分别如式(5)、式(6)所示。

$$\Delta T_{k,X} = X_{k+m} \left(X_{k+n+m}^* X_{k+n} + Y_{k+n}^* Y_{k+n+m} \right) \quad (5)$$

$$\Delta T_{k,Y} = Y_{k+m} \left(Y_{k+n+m}^* Y_{k+n} + X_{k+n+m}^* X_{k+n} \right) \quad (6)$$

接着,将 $\Delta T_{k,X}$ 和 $\Delta T_{k,Y}$ 作为神经网络的输入特征,送入神经网络进行训练。

② CCNN 的训练和测试。将三元组作为输入特征送入复值卷积神经网络进行训练和测试,使用的神经网络结构如图 2 所示。图 2 以 X 偏振的实部和虚部输入为例,训练阶段包括输入层、两层复值卷积层、全连接层和输出层。

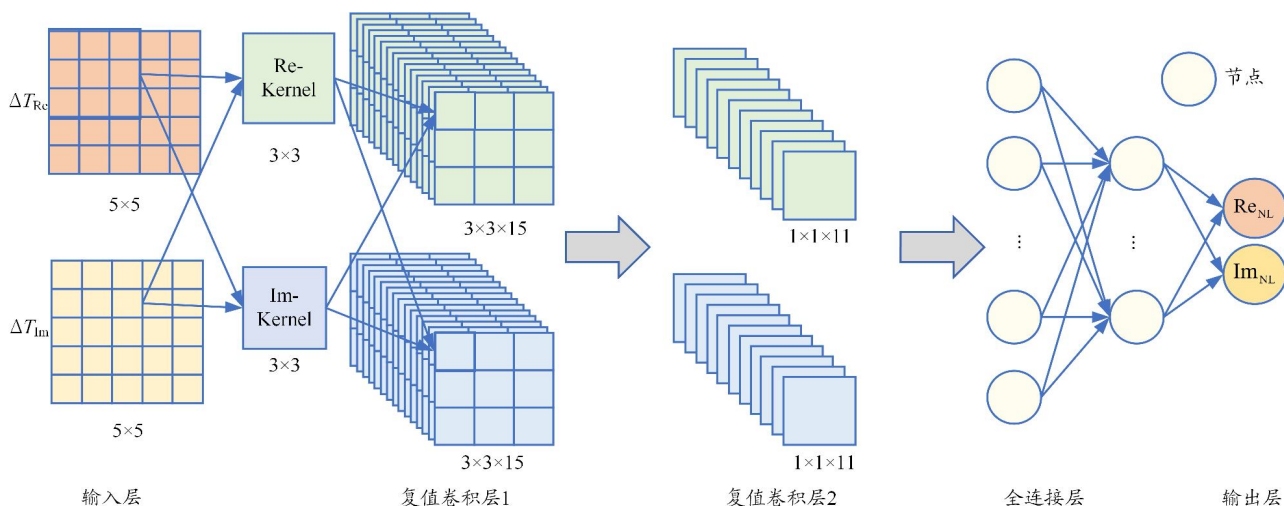
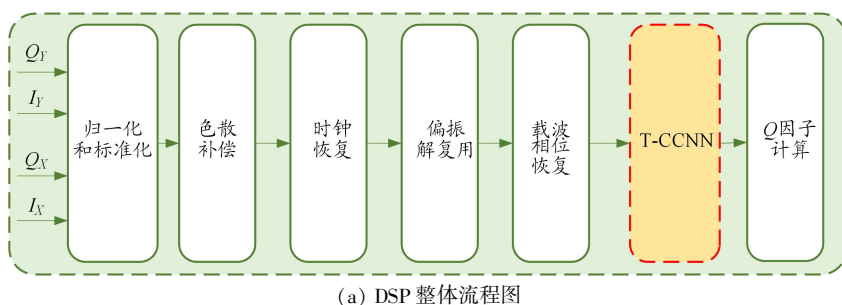
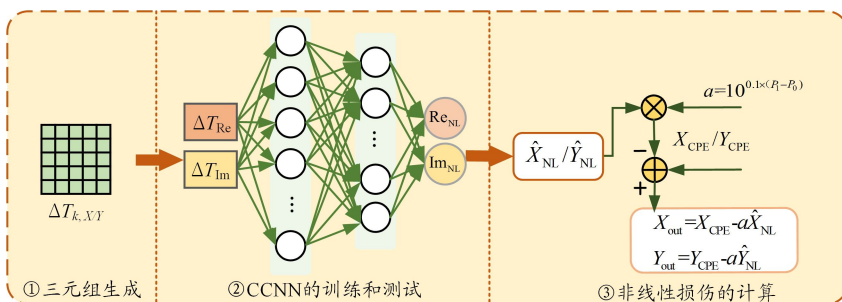


图 2 CCNN 结构图



(a) DSP 整体流程图



(b) T-CCNN 方案流程图

图 1 PS-64QAM 系统的接收端 DSP 整体流程图

在二维卷积神经网络中,二维卷积层主要是通过卷积核(Kernel)的滑动,使卷积核与所覆盖区域的数进行卷积运算,最后将结果映射到卷积层^[25]。例如,在图 2 中,以三元组输入为 5×5 为例,在第一次卷积过程中,使用 3×3 的卷积核进行卷积。卷积核每向右或向下移动一步,就会将输入端的 9 个点信息压缩成 1 个点,最终得到一个 3×3 的特征图。通过第二次卷积,则生成 1 个 1×1 的特征值。2 个复值卷积层分别使用了 15 个和 11 个节点,这表示卷积层的深度。最后通过全连接层和输出层,得到训练后的模型。在这个过程中,训练阶段和测试阶段的数据按照 4:1 的比例进行分配,用于学习模型和验证。

与传统的卷积过程不同,为了在复数域内进行二

维卷积,在训练过程中每一个卷积层需利用式(7)进行运算。假设 X 偏振和 Y 偏振的三元组的复数值用式(7)中的 W 代表,即 $A+jB$,卷积核用 h 表示,即 $C+jD$,该卷积过程表示为

$$Wh=(A+jB)(C+jD)=(AC-BD)+j(BC+AD) \quad (7)$$

其中, A 、 B 、 C 、 D 为任意变量。

经过复数卷积运算后,得到卷积结果的实部与虚部。本文利用复数卷积的结果对传统卷积进行了改进,保留了复数之间的卷积运算关系。在卷积核完成所有滑动运算后,最终得到经过复值卷积处理的特征图。以矩阵形式来表示卷积核每次卷积的过程,可以表示为

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(Wh) \\ \text{Im}(Wh) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & -B \\ B & A \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C \\ D \end{bmatrix} \quad (8)$$

其次,在复值神经网络中,利用非线性激活函数引入非线性因素,更便于提取主要特征信息。在第一层卷积后,本方案使用的非线性激活函数层 modReLU ^[26] 定义如下:

$$\text{modReLU}(z)=\text{ReLU}(|z|+b)e^{j\theta_z} = \begin{cases} (|z|+b)\frac{z}{|z|}, & |z|+b \geq 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中, θ_z 表示 z 的相位,偏置 b 是可学习的参数。使用 modReLU 激活函数可以保留预激活的相位 θ_z ,这是其优于其它激活函数的特点之一。

神经网络模型的效果及其优化目标由损失函数定义。在此模型中,使用最小均方误差(MSE)作为损失函数,目的是使 T-CCNN 在补偿之后估计的非线性失真与标签之间的误差最小化。以 X 偏振为例,模型的 MSE 计算公式如下:

$$U_{\text{MSE}} = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q (X_{\text{label}} - \hat{X}_{\text{NL}})^2 \quad (10)$$

其中, q 是批量,其大小为 200; X_{label} 是 T-CCNN 的标签,为发射端和接收端符号的差值,即非线性损伤真实值; $\hat{X}_{\text{NL}}$ 是学到的非线性损伤估计值。同时,应用 Adam 学习优化算法以实现最小损失,其学习率设置为 0.001。

③非线性损伤的计算。在测试阶段得到估计的损伤值 $\hat{X}_{\text{NL}}$,从 CPR 后的数据 $X_{\text{CPE}}/Y_{\text{CPE}}$ 中减去此损伤值,得到最后非线性补偿后的结果,即 $X_{\text{out}}=X_{\text{CPE}}-a\hat{X}_{\text{NL}}$ 和 $Y_{\text{out}}=Y_{\text{CPE}}-a\hat{Y}_{\text{NL}}$ 。根据式(2)~式(6)可知,在神经网络中发

送的符号仅是三元组,而 P_0 和 $C_{m,n}$ 则是通过训练得出,且由式(3)可以看出, $C_{m,n}$ 和功率无关。因此,在不同功率下训练得到的扰动值与功率之间存在一定的相关性。基于这一发现,本文提出的方法是在模型训练阶段仅针对某一特定功率值进行训练;而在测试阶段,则利用功率间的相关性因子来推算其它功率条件下的结果。功率间的关系因数^[23]为

$$a=10^{0.1 \times (P_1 - P_0)} \quad (11)$$

其中, P_1 是测试时的功率。对于其它功率下的预测模型,可以通过将 P_0 下的预测模型乘以 a 来获得。采用这种方法,可以显著减少不同功率条件下模型训练所需的时间。

2 仿真与验证

2.1 仿真系统设置

为了验证 T-CCNN 方案的可行性,本文通过 VPI TransmissionMaker 11.1、Matlab 和 Python 搭建 PS-64 QAM 相干光通信仿真系统进行仿真验证,系统仿真框图如图 3 所示。在该仿真系统中,首先生成 PS-64 QAM 信号,其符号的概率分布遵循 Maxwell-Boltzmann(MB)分布。发送的比特序列进入恒定成分分布匹配器(CCDM),生成概率分布,本文固定整形因子为 0.05,然后进行符号映射及脉冲成形,其中脉冲成形使用滚降系数为 0.2 的根升余弦滤波器。发射机激光器的中心波长固定为 1 550 nm,线宽设为 100 kHz。光纤环路中每一跨段长度设置为 80 km,光纤的衰减、色散、偏振模色散和非线性系数分别为 0.2 dB/km、16 ps/(nm·km)、0.1 ps/ $\sqrt{\text{km}}$ 和 1.3 W⁻¹/km。另外,在环路仪中加入一个掺铒光纤放大器(EDFA)来补偿链路中的损耗,其噪声系数为 4 dB。

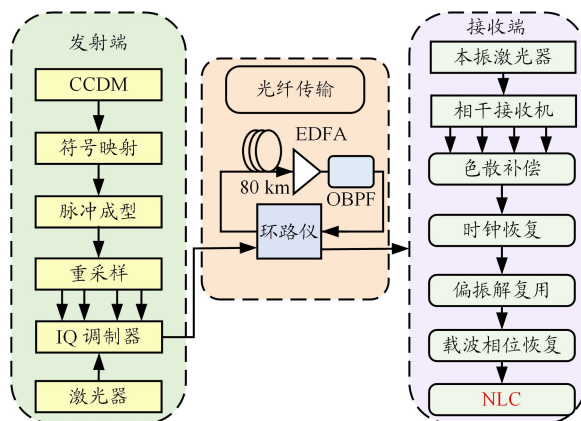


图3 PS-64QAM 相干光通信系统仿真框图

对于 PS-PDM-64QAM 信号,为了抑制带外 ASE 噪声的积累,本文在环路仪中放置一个带宽为 44.8 GHz 的光学带通滤波器(OBPF),并分别对 PS-64 QAM 信号进行了 2 种仿真:1)在-5~4 dBm 内的发射功率下传输 800 km;2)固定发射功率为 0 dBm,传输距离为 720~1 360 km。

经过相干接收机采集后,获得了 50 组数据,每组包含 32 768 个符号,用于后续模块的仿真。对每组接收到的符号经过一系列离线 DSP 模块处理,其中包括色散补偿、时钟恢复、偏振解复用、载波相位恢复,然后将这些符号生成的三元组发送到非线性补偿模块。同时,使用每跨一步 DBP (DBP-1StPs)、每跨 20 步 DBP(DBP-20StPs)、CNN 以及所提出的 T-CCNN 方案进行性能对比。最后,本文通过计算 Q 因子来衡量其性能, Q 因子与误码率(BER)大小 f_{BER} 之间的关系可表示为 $Q=20\lg[\sqrt{2} \operatorname{erfc}^{-1}(2f_{\text{BER}})]$ [7]。

2.2 仿真结果

首先,为了验证所提方案中三元组边长长度 L 对补偿性能的影响,本文对不同边长的三元组进行了仿真比较。当 PS-64QAM 信号传输 800 km 后,在不同发射功率下,基于不同三元组边长长度 L 的二维输入特征的 Q 因子结果如图 4 所示。在 T-CCNN 训练时,选择 1 dBm 作为训练阶段的发射功率,然后根据式 (12) 得到其它入纤功率条件下的结果。

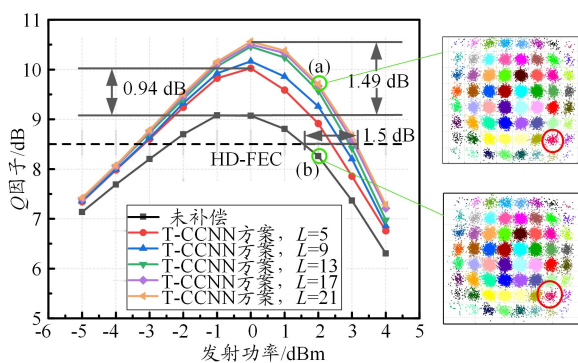


图 4 不同发射功率下,PS-64QAM 相干光通信系统的 Q 因子

从图 4 可以看出,当 $L=5$ 、发射功率为 0 dBm 时,本方案的 Q 因子增益为 0.94 dB。随着 L 的增大,补偿性能也逐渐增强。当 L 增大到 21 时, Q 因子增益可达到 1.49 dB,并且在阈值线内,T-CCNN 与未补偿相比,功率提升约 1.5 dB。图 4 显示,在(a)处使用 T-CCNN 方案的补偿效果最佳,与(b)处未补偿相比,可发现星座图明显变得更加清晰,例如,星座图中标注圆圈的位置经过补偿后明显变得收敛。由于当 L 从 13 继续

增大时,所带来的补偿增益将变得不显著,而复杂度却会持续增加,因此本文在后续的仿真中采用 $L=13$ 的三元组边长长度的 T-CCNN 方案,对光纤非线性损伤的补偿性能进行比较。

其次,本文还在不同发射功率下对传输 800 km 的不同补偿方案进行了比较,结果如图 5 所示。可以看出,在最佳发射功率 0 dBm 下,T-CCNN 方案相比于未补偿光纤非线性的情况, Q 因子增益达到了 1.39 dB,并且达到硬判决前向纠错(HD-FEC)阈值时的最大发射功率可提高 1.36 dBm。与 DBP-1StPs 方案相比,T-CCNN 方案的性能提升了 0.88 dB,并且相对 DBP-1StPs 方案的发射功率范围扩大了 0.8 dBm。同时,为了保证复杂度的公平性,本文还给出了 DBP-20StPs 的仿真结果。可以发现,与 DBP-20StPs 方案相比,T-CCNN 方案的性能略优,并且复杂度相当;在最佳发射功率 0 dBm 下,本方案的 Q 因子比 DBP-20StPs 方案高 0.31 dB。与 CNN 方案相比,所提出的 T-CCNN 方案在最佳发射功率 0 dBm 下的性能提升了 0.12 dB,并且在 HD-FEC 阈值以上时,T-CCNN 方案的性能均优于 CNN 方案。此外,本文所提的 T-CCNN 方案只需在一种发射功率下进行训练,得到学习模型后通过乘以功率因数即可得到其它功率下的结果,相比 CNN 方案极大地降低了实现的复杂度。

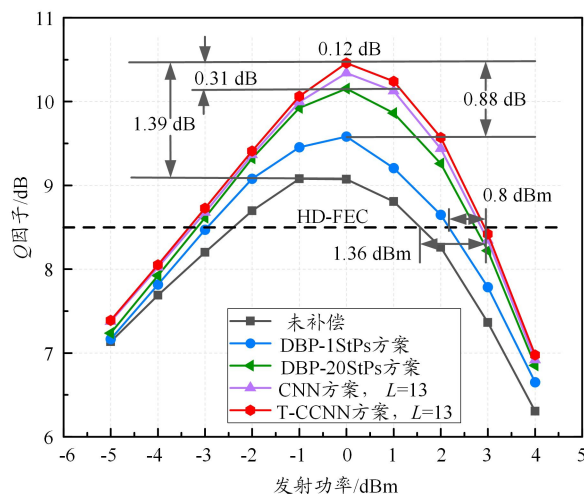


图 5 不同发射功率下,T-CCNN 与其它方案的对比结果

最后,本文对比了不同方案在不同传输距离下的性能。在最佳发射功率为 0 dBm 时,传输不同距离后的 Q 因子结果如图 6 所示。可以看出,T-CCNN 方案在达到 HD-FEC 阈值时最大可传输约 1 300 km。与未进行非线性补偿方案、DBP-1StPs 方案和 DBP-20StPs 方案相比,本方案的传输距离分别提升了约 260、180、

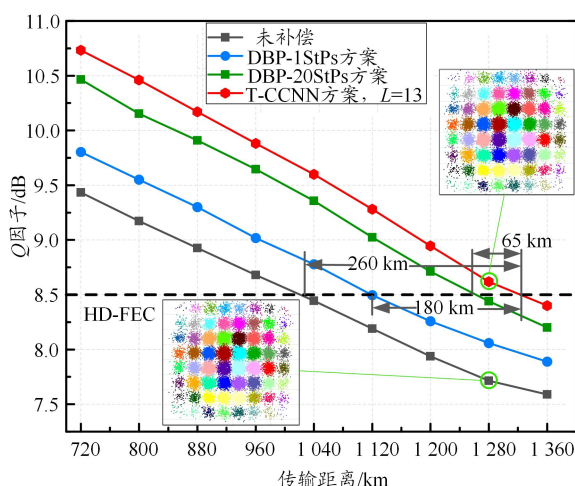


图6 传输不同距离后,PS-64QAM 相干光通信系统的 Q 因子曲线

65 km。此外,当传输为 1 280 km 时,通过 T-CCNN 方案和未进行非线性补偿的星座图可以看出,使用 T-CCNN 方案后的星座图上的点更加收敛,补偿效果更佳。

2.3 复杂度分析

计算复杂度是评价补偿光纤非线性损伤的重要指标之一。由于加法器、查找表和比较器的计算量远小于乘法器(RMPS)的计算量,并且实数乘法运算的时间复杂度大约是加法运算的 4 倍,所以本文只考虑 RMPS 的复杂性,即每符号真实的 RMPS 将被视为计算复杂性的度量。其中,本文所提出的 T-CCNN 方案的复杂度主要表现在 2 个方面:二维输入特征生成和神经网络过程。特征图的大小计算由输入二维特征向量中的数值数量决定,2 个复数相乘需要 4 次实数乘法,并且每个三元组数值的计算又需要 3 次乘法,如式(5)、式(6)所示,所以特征图生成的计算大约为 $N_{\text{tri}} = 12L^2$ 。对于神经网络的实数乘法计算,如果用 K 表示卷积核的大小, M 表示特征图的边长大小, C_{in} 和 C_{out} 分别表示输入特征图和输出特征图通道数的大小,那么第二阶段的复杂度为 $M^2 \times K^2 \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}}$ ^[24]。在第三阶段,采用了一种基于微扰理论的简化算法。若仅针对单一功率水平进行复杂度计算,则该过程的复杂度为 0。这一方法的优势在于,通过在某一功率水平下训练得到的模型,只需乘以相应的功率因子,即可推算出其它功率水平下的结果。因此,本文将该过程的复杂度定义为 N_p 。如果计算功率为 -5~4 dBm 的复杂度,则 $N_p=9$ 。因此,只需要学习一个功率的模型,其余 9 种功率下的复杂度可以通过直接乘以相应的功率因数得到。T-CCNN 方案每个阶段的 RMPS 复杂度情况

如表 1 所示,而 3 种不同方案的 RMPS 复杂度如表 2 所示。在 DBP 方案复杂度^[18]计算中, n_{span} 表示跨度数值, n_{step} 表示每跨的步数, n_{up} 表示过采样率, N_{FFT} 表示快速傅里叶变换的大小。

表 1 T-CCNN 方案各阶段的 RMPS 复杂度分析

方案阶段	RMPS
ΔT 生成	$12L^2$
T-CCNN 补偿	$M^2 \times K^2 \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}}$
其它发射功率	N_p

表 2 几种方案的 RMPS 复杂度计算和比较

方案	RMPS
DBP	$4n_{\text{span}} n_{\text{step}} n_{\text{up}} [2(\log_2 N_{\text{FFT}} + 1) + 1]$
CNN	$16L^2 + M^2 \times K^2 \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}}$
T-CCNN	$12L^2 + M^2 \times K^2 \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}}$

利用表 2 可以计算得到 T-CCNN 方案、DBP-20StPs 方案的 RMPS 分别为 514 098、524 800。2 种方案的复杂度相当,并且从图 6 可以看出所提出的 T-CCNN 方案性能优于 DBP-20StPs 方案 0.31 dB。此外,当发射功率运行在 -5~4 dBm 内时,本文所提出的 T-CCNN 方案仅需生成一次模型,其余功率下只需进行一次乘法。因此,当 $L=13$ 时,与 DBP-20StPs 方案相比,本文方案中 RMPS 的复杂度可再次降低 N_p 倍。

3 结束语

针对光通信长距离传输中带来的非线性损伤问题,本文提出了一种融合 T-CCNN 的 PS-64QAM 光纤非线性补偿方案。通过将 CPR 后处理的复数符号作为二维输入特征,并将 CNN 中复值卷积的结果表示为矩阵形式,保留了复数信号之间的相位信息,从而实现了非线性损伤的更好补偿效果。与同类型的非线性损伤补偿方案相比,所提出的方案无需了解额外参数信息,并且保留了符号运算间的特性。仿真结果表明:当最佳发射功率为 0 dBm、三元组边长为 13 时,与未进行光纤非线性补偿的方案相比,本文方案的 Q 因子增益为 1.39 dB。另外,复杂度分析结果表明,所提出的 T-CCNN 方案的 RMPS 复杂度与 DBP-20StPs 相当,但能获得 0.31 dB 的性能提升。随着 PS 技术的逐渐发展和机器学习的广泛应用,本研究在 PS 光纤通信的长距离传输中将具有广阔的应用前景。

范亚莹,王鸣娇,杜蕾,等:融合三元组及复值CNN的PS系统光纤非线性补偿方案

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 周唐磊,曹领国,毕岩峰,等. 面向弹性光网络中间节点的嵌入式光性能监测系统[J]. *聊城大学学报(自然科学版)*, 2022, 4(35): 80–88.
- [3] CHO J, WINZER P J. Probabilistic constellation shaping for optical fiber communications[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(6): 1590–1607.
- [4] 刘博,姜蕾,毛雅亚,等. 概率整形编码调制技术[J]. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 2020, 12(1): 118–126.
- [5] 刘翔,张教,朱敏,等. 光通信中概率整形技术的研究现状和进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(11): 62–82.
- [6] ZHUGE Q, FU M, LIU Q, et al. Efficient and nonlinearity-tolerant probabilistic shaping for capacity-approaching optical transmission systems[C]//Optica Publishing Group. *Proceedings of Advanced Photonics Congress (AP) 2020*. Washington: OSA Technical Digest, 2020: SpTu2I-4-1–Sp-Tu2I-4-2.
- [7] XU H, WANG Y J, WANG X S, et al. A novel nonlinear equalizer for probabilistic shaping 64-QAM based on constellation segmentation and support vector machine [J]. *Electronics*, 2022, 11(5): 671–1–671–12.
- [8] ROS F D, YANKOV M P, SILVA E P D, et al. Nonlinearity compensation through optical phase conjugation for improved transmission teach/rate [C]//IEEE. *Proceedings of 20th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*. New York: IEEE, 2018: 1–2.
- [9] 易航,杜建新,夏松格,等. 概率整形相位共轭孪生波 OFDM WDM 系统 IQ 不平衡研究[J]. *光通信技术*, 2023, 47(2): 78–83.
- [10] DU L B, LOWERY A J. Improved single channel backpropagation for intra-channel fiber nonlinearity compensation in long-haul optical communication systems [J]. *Optics Express*, 2010, 18(16): 17075–17088.
- [11] IP E, KAHN J M. Compensation of dispersion and nonlinear impairments using digital backpropagation [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2008, 26(17-20): 3416–3425.
- [12] ZHAO L, WANG K, ZHOU W, et al. Demonstration of 73.15Gbit/s 4096-QAM OFDM D-band wireless transmission employing probabilistic shaping and volterra nonlinearity compensation [C]//IEEE. *Proceedings of 2020 European Conference on Optical Communications (ECOC)*. New York: IEEE, 2020: 1–3.
- [13] TAO Z N, DOU L, YAN W Z, et al. Multiplier-free intra channel nonlinearity compensating algorithm operating at symbol rate [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2011, 29(17): 2570–2576.
- [14] MALEKIHA M, TSENIKER I, PLANT D V. Efficient nonlinear equalizer for intra-channel nonlinearity compensation for next generation agile and dynamically reconfigurable optical networks [J]. *Optics Express*, 2016, 24(4): 4097–4108.
- [15] FU M F, WU Y W, YANG Z Y, et al. Low-complexity triplet-correlative perturbative fiber nonlinearity compensation for long-haul optical transmission [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(16): 5416–5425.
- [16] WU Y W, LUN H Z, FU M F, et al. Degenerated look-up table-based perturbative fiber nonlinearity compensation algorithm for probabilistically shaped signals [J]. *Optics Express*, 2020, 28(9): 13401–13413.
- [17] LI B, BAI C, XU H, et al. A low complexity nonlinearity impairment compensation scheme assisted by label propagation algorithm [J]. *Optics Communications*, 2022, 506: 127547-1–127547-7.
- [18] LUO X Y, BAI C L, CHI X Y, et al. Nonlinear impairment compensation using transfer learning-assisted convolutional bidirectional long short-term memory neural network for coherent optical communication systems [J]. *Photonics*, 2022, 9(12): 919–919.
- [19] HE P J, WU F L, YANG M, et al. A fiber nonlinearity compensation scheme with complex-valued dimension-reduced neural network [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2021, 13(6): 1–7.
- [20] SIDELNIKOV O S, SKIDIN A S, SYGLETOS S, et al. Advanced methods to mitigate fiber nonlinearities using neural networks and probabilistic shaping [C]//Optica Publishing Group. *Proceedings of Advanced Photonics 2018*. Zurich: OSA Technical Digest(online), 2018: JTu5A.48-1–JTu5A.48-2.
- [21] WANG X S, ZHANG Q, XIN X J, et al. Robust weighted K-means clustering algorithm for a probabilistic-shaped 64QAM coherent optical communication system [J]. *Optics Express*, 2019, 27(26): 37601–34613.
- [22] NGUYEN T T, ZHANG T T, GIACOMIDISE, et al. Coupled transceiver-fiber nonlinearity compensation based on machine learning for probabilistic shaping system [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2021, 39(2): 388–399.
- [23] 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(1): 1–8.
- [24] LI C, WANG Y J, WANG J J, et al. Convolutional neural network-aided DP-64 QAM coherent optical communication systems [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(9): 2880–2889.
- [25] 邸江磊,唐睢,吴计,等. 卷积神经网络在光学信息处理中的应用研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(16): 9–35.
- [26] SHAFRAN I, BAGBY T, SKERRY-RYAN R J. Complex evolution recurrent neural networks (ceRNNs) [C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), April 15–20, 2018, Calgary. New York: IEEE, 2018: 5854–5858.