

引用本文:黄首杰,樊昕昱,何海军,等.基于递进感知Transformer的通感一体化链路损伤补偿方法[J].光通信技术,2026,50(3):12-16.

基于递进感知Transformer的通感一体化链路损伤补偿方法

黄首杰¹,樊昕昱^{1*},何海军²,蒲正宇²,何祖源¹

(1.上海交通大学光子传输与通信全国重点实验室,上海200240;

2.西南交通大学光电融合集成与通信感知教育部重点实验室,成都611756)

摘要:为实现光纤通感一体化链路中通信信号的低损伤接收与解调,提出了一种基于递进感知Transformer的通感一体化链路损伤补偿方法。该方法通过限制注意力机制的感受野,使递进感知Transformer模型聚焦于每个符号的邻域信息,并采用逐层增大感受野的方式,模拟链路中真实物理损伤的形成与累积过程,从而更有效地补偿链路信号损伤。在接入网场景下,对传输四电平脉冲幅度调制(PAM-4)信号的25 km光纤通感一体化链路进行解调实验。实验结果表明,相较于判决导引最小均方方法,在误码率为 10^{-2} 时,递进感知Transformer模型可使通信接收光功率代价降低2 dB以上。

关键词:通感一体化;链路损伤补偿;神经网络;递进感知Transformer;通信接收光功率代价

中图分类号: TN929.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2026)03-0012-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.03.002

Progressive perception Transformer-based link impairment compensation method for integrated sensing and communication

HUANG Shoujie¹, FAN Xinyu^{1*}, HE Haijun², PU Zhengyu², HE Zuyuan¹

(1. State Key Laboratory of Photonics & Communications, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Key Laboratory of Optoelectronic Integration and Communication Sensing, Ministry of Education, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: To achieve low-impairment reception and demodulation of communication signals in an integrated sensing and communication fiber link, this paper proposes a link impairment compensation method based on a progressive perception Transformer. By limiting the receptive field of the attention mechanism, the proposed progressive perception Transformer model focuses on the neighborhood information of each symbol. The receptive field is increased layer by layer to emulate the formation and accumulation process of physical impairments in the actual link, thereby compensating for link signal impairments more effectively. Experiments are conducted on a 25 km fiber integrated sensing and communication link transmitting a 4-level pulse amplitude modulation (PAM-4) signal in an access network scenario. The experimental results show that, compared with the decision-directed least mean square method, the progressive perception Transformer model achieves a received optical power penalty reduction of more than 2 dB at a bit error rate of 10^{-2} .

Key words: integrated sensing and communication, link damage compensation, neural network, progressive perception transformer, communication received optical power penalty

0 引言

科学技术的不断发展与新兴业务的不断涌现,推

收稿日期:2025-10-31。

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFB2804900)资助。

作者简介:黄首杰(2001—),男,四川南充人,硕士研究生,就读于上海交通大学集成电路学院电子信息专业,主要从事高速光纤通信传感一体化系统的链路建模以及损伤补偿算法研究。

*通信作者:樊昕昱(1978—),男,博士,上海交通大学长聘教授,博士生导师。主要研究方向为光纤传感及光精密测量技术。



动着全球互联网容量呈指数型高速增长。光纤网络作为互联网主要业务承载平台^[1],其规模持续扩大。然而,传统通信与传感业务分离实现的光纤网络已无法满足新兴业务的需求。因此,兼具通信和传感功能的光纤通感一体化技术已成为研究重点。在国内外研究进展中,光纤通感一体化技术从最初的光纤分离型(通信与传感功能通过不同光纤或纤芯实现)^[2-3],随后发展为资源分离型(采用波分复用、偏振复用等方式,通过同一光纤内的不同资源来实现通信与传感功能)^[4-5],当前已演进至全共用型(通信和传感功能通过同一光纤的相同资源承载)^[6-8]。其中,全共用型技术

具备高通信速率与高传感分辨率等优点,但传感功能的实现常以牺牲部分通信性能为代价。因此,通过算法实现一体化链路中通信信号的接收与补偿,以提升通信性能,成为当前的主流研究方向。

相较于常规光纤通信系统,通感一体化系统中信号面临的损伤更复杂,非线性均衡与损伤补偿的难度也随之增大。在通信接收补偿算法方面,研究者提出了最小均方误差算法、沃尔泰拉滤波算法等数字信号处理方法^[9-10]。但此类方法通常仅能有效缓解单一类型损伤,常存在残余非线性损伤。神经网络因具备拟合任意非线性函数的优势,使得越来越多基于神经网络的链路损伤补偿方法被提出^[11-13]。但卷积神经网络(CNN)难以捕捉长程干扰,循环神经网络(RNN)、长短期记忆网络(LSTM)等存在推理速度慢、难以并行化处理的问题。近年来,Transformer模型因其自注意力机制带来的强大特征提取能力,在计算机视觉与自然语言处理领域展现出卓越性能^[14]。亦有学者将其应用于光纤信道建模与非线性均衡^[15]。

常规Transformer模型主要关注全局信息,而在光纤链路中,当前符号所受影响主要来源于其相邻符号。因此,本文在Transformer模型的基础上,提出一种递进感知Transformer模型,并将其应用于接入网场景下的通感一体化链路通信信号损伤补偿方法。

1 递进感知Transformer模型的原理和信号损伤补偿流程

1.1 模型原理

Transformer模型是一种通过自注意力机制来评估输入序列不同部分重要性的神经网络结构,由编码器和解码器两部分构成。编码器负责从输入数据中提取有意义的特征,而解码器则根据编码器输出的特征生成目标序列^[14]。鉴于通感一体化链路通信信号损伤补偿方法本质上是序列到序列的映射问题,因此本文仅采用编码器部分。通常,编码器由多个编码层堆叠组成,Transformer模型编码层结构示意图如图1所示。每个编码层均包含1个自注意力机制层、1个前馈线性层以及2次层归一化操作。前馈线性层由2个线性层构成,其中激活函数设置为ReLU。此外,每个子层均引入了残差连接以促进梯度流动与模型训练。

自注意力机制是Transformer结构的核心,其基本原理可概括为:根据查询向量 Q 与键向量 K 之间的相似度,对值向量 V 进行加权求和,以生成输出表示。考虑到通感一体化链路中,由于色散与非线性效应的共

同作用,信号损伤主要来源于相邻符号。

然而,传统Transformer结构中的自注意力机制在每一层均进行全局建模,这不仅增加了计算复杂度,还可能诱导模型学习到与当前任务无关的全局依赖,导致模型泛化能力下降或损伤补偿效果不理想。本文提出的递进感知Transformer模型通过限制

自注意力机制的感受野,使模型仅关注当前符号邻域内的信息;同时,随着编码层数的增加,局部感受野直径也逐渐增大,从而模拟链路损伤在传输过程中的形成与累计过程。定义局部注意力函数 $A_i(\cdot)$,其表达式为

$$A_i(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{Q_i K_{N(i)}^T}{\sqrt{d_K}}\right) V_{N(i)} \quad (1)$$

式中: Q_i 表示第 i 个位置对应的查询向量, $K_{N(i)}$ 与 $V_{N(i)}$ 分别表示局部邻域内的键向量和值向量集合, d_K 表示键向量 K 的维度, T 是可调整的注意力感受野直径。第 i 个位置的邻域集合 $N(i)$ 定义为

$$N(i) = \left\{ j \mid |j - i| \leq \frac{T}{2} \right\} \quad (2)$$

式中: j 表示邻域内参与注意力计算的位置索引。

对于每一层编码层,本文将逐层增大 T 值,以达到递进感知的目的。该设计在本质上构建了一种稀疏的注意力连接结构,相较于仅通过注意力掩码调整权重的方法,本文所提模型从结构上直接减少了注意力计算涉及的矩阵规模,不仅降低了计算复杂度,同时保留了Transformer模型端到端的训练特性和可微性,该优势在处理长序列时更为显著。

1.2 信号损伤补偿流程

本文设计的递进感知Transformer模型由输入模块、编码器和输出模块组成,其信号损伤补偿流程图如图2所示。在输入模块,为有效表征符号间的干扰特性,本文采用输入序列涵盖相邻符号的干扰。网络输入格式定义如下:

$$X = \left[X_{t-\frac{w}{2}}, \dots, X_{t-1}, X_t, X_{t+1}, \dots, X_{t+\frac{w}{2}} \right] \quad (3)$$

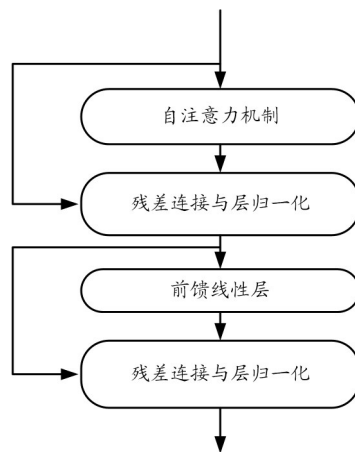


图1 Transformer模型编码层结构示意图

黄首杰,樊昕昱,何海军,等:基于递进感知Transformer的通感一体化链路损伤补偿方法

式中: X_t 为当前时刻的符号, t 为输入序列中的位置索引, w 为本文选取的序列长度。该格式包含了当前符号邻域的上下文信息(历史与未来)。本文将输入嵌入层设置为1个一维卷积层,用以预先提取信号的局部相关性并初步感知短期非线性变化。该过程相当于将网络输入映射至更高维特征空间,便于后续网络层进一步提取特征。因为符号间干扰在通信系统中具有一定的相对位置依赖性,所以本文在模型中引入了可学习位置编码。这种设置让模型在训练过程中能自动学习位置表示,有助于更好地捕捉符号间的相对位置信息,从而增强对一体化链路中复杂干扰模式的建模能力。

由于输入序列中心符号能够获得最完整的邻域上下文信息,同时链路损伤主要来源于相邻符号间干扰,因此本文仅提取每段序列中心位置对应的输出特征,并通过全连接层映射得到该时刻对应的估计符号。

本文将链路信号损伤补偿问题形式化为一个回归问题,旨在通过神经网络学习输入信号与其对应理想信号之间的映射关系。因此,采用均方误差(MSE)作为网络的损失函数,损失函数 $L(W, b)$ 的表达式为

$$L(W, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|s_i - \hat{s}_i\|_2^2 \quad (4)$$

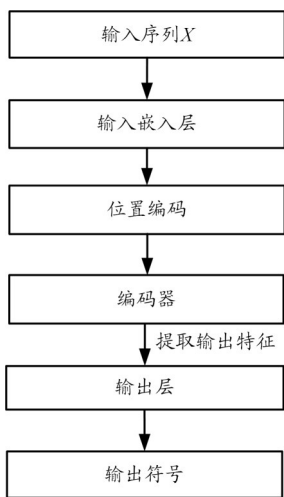


图2 信号损伤补偿流程图

式中: s_i 表示第 i 个真实符号, $\hat{s}_i$ 表示模型对应的估计输出, W 和 b 分别表示模型的权重和偏置参数, n 表示样本数量。同时,本文采用Adam优化器对参数进行迭代更新,通过最小化MSE损失函数以提升模型对链路损伤的补偿能力。

2 实验设置及结果讨论

面向接入网场景的通感一体化链路损伤补偿方法的实验方案原理框图如图3所示。在发送端,窄线宽光源产生1 GHz带宽的线性扫频信号,经过单边带调制、掺铒光纤放大器(EDFA)放大与光带通滤波器滤波后作为一体化扫频载波。对于通信信号,采用任意波形发生器(AWG)生成28 GBaud的四电平脉冲幅度调制(PAM-4)基带信号,经过脉冲成型与2倍上采样处理后,以56 GSa/s采样率输出。随后,通过马赫-曾德调制器(MZM)将通信信号加载至扫频载波,构成一体化链路的发射信号,经EDFA、环形器后,注入到约25 km长的单模光纤中传输。在通信接收端,光信号经过可调光衰减器(VOA)调节光功率后,注入到光/电探测器(PD)进行光电转换,转换后的电信号经实时示波器采样后,通过重采样、匹配滤波、时钟恢复、降采样等数字信号处理(DSP)流程后再进行均衡。在传感接收端,经过环形器的散射信号与原始一体化调频本振信号进入相干接收机(ICR)中转换为电信号,并通过示波器采样后进行后续DSP流程实现传感补偿。在此通感一体化链路中,由于采用了扫频载波而非稳定连续波作为载波来实现通感一体的功能,这增加了信号在链路中的干扰复杂度,对后续信号恢复与均衡处理提出了更高要求。

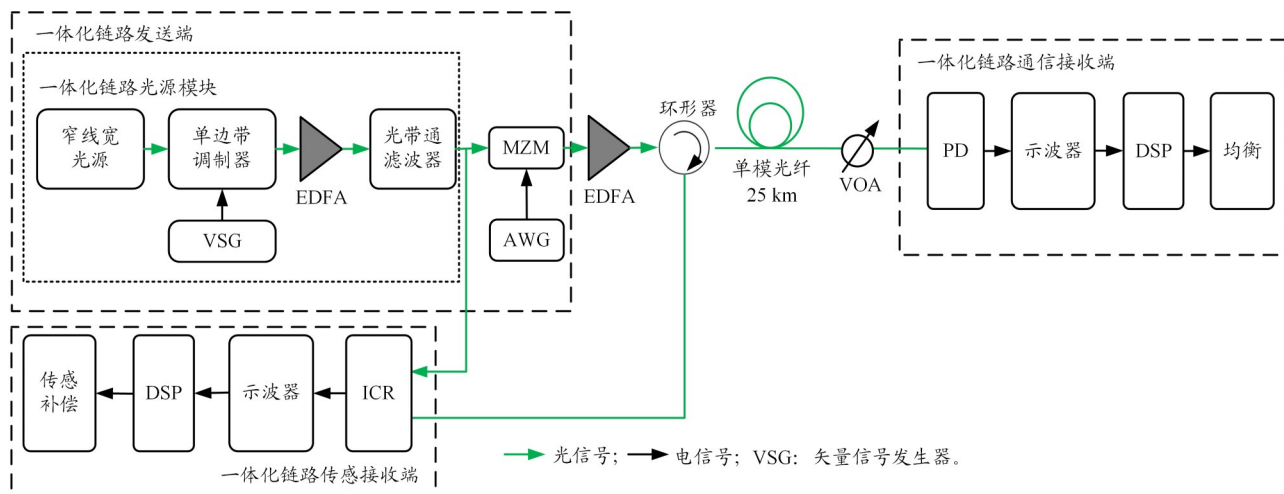


图3 接入网场景的通感一体化链路损伤补偿方法的实验方案原理框图

为加速递进感知Transformer模型训练,本文先对接收到的信号进行DSP操作,再作为模型输入。训练时,总共使用了约500 000个符号长度的不同随机序列,主要参数设置如表1所示。

表1 参数设置

参数名称	值
前馈层维度/维	128
批次大小/批	256
轮数/轮	400
学习率	5e-4

在递进感知Transformer模型中,头数 h 和编码层数 l 是决定模型性能的2个关键超参数,其设置直接影响模型的表达能力、特征提取能力以及计算复杂度。为探究这2个参数对所提模型性能的影响,本文设置了5组不同的配置进行模型训练与性能测试:

配置1: $h=2, l=6, T=[3, 7, 11, 15, 19, 23]$;

配置2: $h=4, l=6, T=[3, 7, 11, 15, 19, 23]$;

配置3: $h=8, l=6, T=[3, 7, 11, 15, 19, 23]$;

配置4: $h=4, l=4, T=[3, 7, 11, 15]$;

配置5: $h=4, l=8, T=[3, 7, 11, 15, 19, 23, 25, 29]$ 。

为控制变量,排除其他因素的干扰,所有配置均保持其余网络超参数、数据预处理流程、训练数据规模以及训练策略一致。

5组配置的选择依据如下: h 选取的2、4、8覆盖了Transformer中常用的注意力头规模,能够反映从低并行度到高并行度的性能变化趋势; l 选取的4、6、8对应了从浅层、中等深度到更深层的网络结构,可用于评估深度对特征建模能力的影响; T 的取值则依据逐层扩大感受野的原则设定。在初步实验中,本文尝试了数值更小(如 $h=1, l=4$)或数值更大(如 $h=12, l=10$)的配置,结果均表明,当 h 和 l 达到一定规模后,性能提升趋于饱和,而计算开销显著增加。因此,本文最终选取上述5组配置进行系统性对比分析。

5组配置在不同接收功率下的测试误码率情况如图4所示。可以看出,不同配置下模型性能整体较为接近。其中,配置2在取得较低误码率的同时,兼顾了计算效率,是一种较优选择。当继续增加头数或层数时,误码率性能并未获得显著提升,而网络计算量却持续增大,这表明配置2的模型性能表现已接近性能饱和。

基于上述测试结果,本文将头数固定为4、编码层数固定为6,进一步探究不同输入序列长度 w 对模型

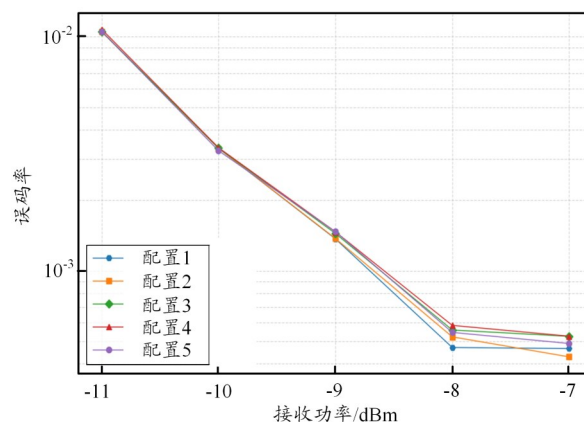


图4 不同配置下的递进感知Transformer模型误码率表现

的影响。将 w 分别设置为31、41、51、61、71,模型误码率表现如图5所示。可以看出,在 w 较小时,模型的误码率明显较高。随着 w 增大,输入序列所包含的上下文信息增加,误码率显著降低。但在 $w \geq 51$ 后,误码率性能改善有限,表明通过增加序列长度带来的性能增益趋于饱和。因此,综合性能与计算复杂度,本文将 w 设置为51。

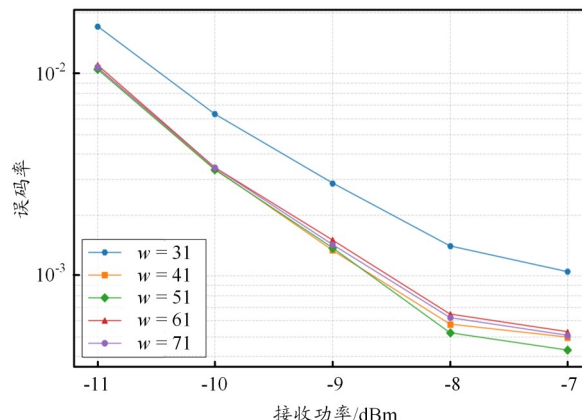


图5 不同输入序列长度的递进感知Transformer模型误码率表现

为充分验证递进感知Transformer模型在通感一体化链路中损伤补偿的性能,本文选取了3种在光纤通信领域广泛使用的方法与本文模型进行对比,包括传统的判决导引最小均方(DD-LMS)方法、基于扩张卷积结构的时间卷积神经网络(TCNN)模型以及传统Transformer模型。其中,TCNN模型已被验证优于全连接神经网络(FCNN)和CNN在非线性均衡任务上的表现^[16]。各方法在相同数据集和训练设置下进行评估,以误码率作为性能指标,得到的测试结果如图6所示。可以看出,在不同接收功率下,本文提出的递进感知Transformer模型的误码率最低,且在接收功率为

黄首杰,樊昕昱,何海军,等:基于递进感知Transformer的通感一体化链路损伤补偿方法

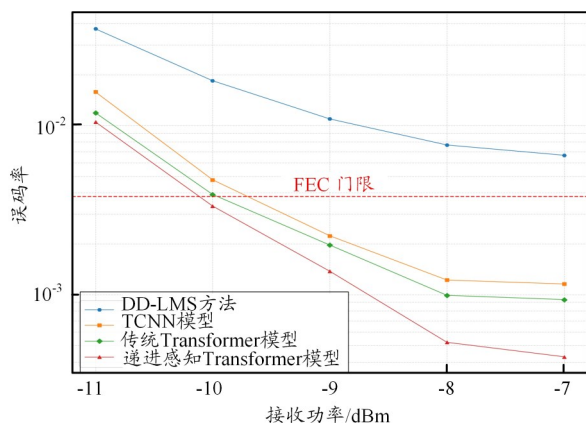


图6 不同模型误码率表现

-10 dBm时误码率在前向纠错(FEC)门限范围内。与DD-LMS方法相比,在保持误码率为 10^{-2} 的情况下,递进感知Transformer模型可使通信接收光功率代价降低2 dB以上。以上结果充分验证了递进感知Transformer模型通过逐层递进式调整感受野、聚焦局部依赖的结构设计,能更有效地捕捉符号间复杂干扰特征,从而提升信号损伤补偿性能。

3 结束语

本文提出了一种基于递进感知Transformer模型的通感一体化链路损伤补偿方法。该方法通过逐层递进式调整感受野,使模型更有效地捕捉符号间关联性,从而提升损伤补偿效果。实验结果验证了所提方法在接入网场景通感一体化链路PAM-4信号损伤补偿中的优越性能,展现出良好的实际应用前景。未来工作中,可进一步结合物理先验知识与注意力机制,提升模型的泛化能力与可解释性,并将研究扩展至如城域网场景下的更远距离、更复杂调制格式的通感一体化应用中。

参考文献:

[1] Fadi A T, Enver E, Hadi Z. Small cells in the forthcoming 5G/IoT: Traffic modelling and deployment overview[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 21(1): 28–65.
 [2] Marra G, Clivati C, Luckett R, et al. Ultraprecise laser interferometry for earthquake detection with terrestrial and submarine cables[J]. Science, 2018, 361: 486–490.

[3] Lindsey N J, Dawe T C, Ajo-Franklin J B. Illuminating seafloor faults and ocean dynamics with dark fiber distributed acoustic sensing[J]. Science, 2019, 366(6469): 1103–1107.
 [4] Ip E, Fang Jian, Li Yaowen, et al. Distributed fiber sensor network using telecom cables as sensing media: technology advancements and applications[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2022, 14(1): A61–A68.
 [5] Jia Zhensheng, Campos L A, Xu Mu, et al. Experimental coexistence investigation of distributed acoustic sensing and coherent communication systems[C]//OSA. Proceeding of 2021 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition(OFC). Washington, DC: OSA, 2021: 1–3.
 [6] Mecozzi A, Cantono M, Castellanos J C, et al. Polarization sensing using submarine optical cables[J]. Optica, 2021, 8(6): 788–795.
 [7] Ip E, Huang Yuekai, Wellbrock G, et al. Vibration detection and localization using modified digital coherent telecom transponders[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(5): 1472–1482.
 [8] He Haijun, Jiang Lin, Pan Yan, et al. Integrated sensing and communication in an optical fibre[J]. Light: Science & Applications, 2023, 12(1): 25.
 [9] Guimar 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.
 [10] Cusani R, Laurenti A. Convergence analysis of the CMA blind equalizer[J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 43(2/3/4): 1304–1307.
 [11] Reza A G, Rhee J K K. Nonlinear equalizer based on neural networks for PAM-4 signal transmission using DML[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2018, 30(15): 1416–1419.
 [12] Xu Zhaopeng, Sun Chuanbowen, Ji Tonghui, 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.
 [13] Dai Xiaoxiao, Li Xiang, Luo Ming, et al. LSTM networks enabled nonlinear equalization in 50-Gb/s PAM-4 transmission links[J]. Applied Optics, 2019, 58(22): 6079–6084.
 [14] Liu Yang, Zhang Yao, Wang Yixin, et al. A survey of visual transformers[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(6): 7478–7498.
 [15] Zhang Niuyong, Yang Hang, Niu Zekun, et al. Transformer-based long distance fiber channel modeling for optical OFDM systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2022, 40(24): 7779–7789.
 [16] Zhang Niuyong, Yang Hang, Niu Zekun, et al. 56 Gbit/s PAM-4 optical signal transmission over 100 km SMF enabled by TCNN regression model[J]. IEEE Photonics Journal, 2021, 13(4): 1–6.