

引用本文: 户俊杰, 延凤平, 郭浩, 等. 基于通道注意力机制的 MIMO 神经网络均衡算法[J]. 光通信技术, 2025, 49(3): 22–26.

基于通道注意力机制的 MIMO 神经网络均衡算法

户俊杰, 延凤平*, 郭浩, 王鹏飞, 骆长亮

(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘要: 针对模分复用光传输系统中的模式串扰问题, 提出了一种基于通道注意力机制的多输入多输出(MIMO)神经网络均衡算法(MIMO-NNE-CAM)算法。该算法通过引入通道注意力机制, 使神经网络专注于更重要的信道特征, 实现信号的有效均衡。为验证算法性能, 利用 VPI Transmission 仿真平台搭建了三模模分复用系统进行测试。实验结果表明: 在满足误码率为 1×10^{-3} 的条件下, MIMO-NNE-CAM 算法相较原始 MIMO-NNE 算法和最小均方(LMS)算法分别具有 1.3 dB 和 3.1 dB 的性能增益, 且在强耦合情况下也能保持稳定的误码性能, 展现出更快的收敛速度和更强的抗耦合能力。

关键词: 信道均衡; 模分复用; 神经网络; 模间串扰; 通道注意力机制

中图分类号: TN913.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2025)03-0022-05

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2025.03.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



MIMO neural network equalization algorithm based on channel attention mechanism

HU Junjie, YAN Fengping*, GUO Hao, WANG Pengfei, LUO Changliang

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A multiple input multiple output (MIMO) neural network equalization algorithm based on channel attention mechanism (MIMO-NNE-CAM) is proposed to address the problem of mode crosstalk in mode division multiplexing optical transmission systems. This algorithm introduces a channel attention mechanism to focus the neural network on more important channel features, achieving effective signal equalization. In order to verify the performance of the algorithm, a the third mock examination mode division multiplexing system is built on the VPI Transmission simulation platform for testing. The experimental results show that, under the condition of a bit error rate (BER) of 1×10^{-3} , the MIMO-NNE-CAM algorithm achieves performance gains of 1.3 dB and 3.1 dB compared to the original MIMO-NNE and least mean square (LMS) algorithms, respectively. Moreover, it maintains stable bit error rate performance even under strong coupling conditions, demonstrating faster convergence speed and enhanced anti-coupling capability.

Key words: channel equalization, modular division multiplexing, neural network, inter modal crosstalk, channel attention mechanism

0 引言

随着光纤通信网络业务日益丰富、规模不断扩大

收稿日期: 2025-03-05。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB2800900)资助; 国家自然科学基金重点项目(62335001)资助。

作者简介: 户俊杰(1999—), 男, 硕士研究生, 现就读于北京交通大学电子信息工程学院信息与通信工程专业, 主要从事光传输、信道均衡算法方面的研究。作为核心成员参与国家级科研项目“长距离多维复用光纤通信系统”。参加“挑战杯”大学生创业计划竞赛, 获得国家铜奖。

***通信作者:** 延凤平(1966—), 男, 博士, 教授, 主要从事光纤激光器、光纤传感器、光纤通信、太赫兹超材料等方面的研究工作。



和容量快速增长^[1], 传统光纤通信网络的传输容量已难以满足当前的传输需求。然而, 传统单模光纤通信系统的容量正逐渐逼近香农极限, 在传输速率和复用能力方面已达瓶颈^[2]。鉴于现有光纤通信系统面临的容量挑战^[3], 空分复用技术被视为未来大幅提升单根光纤数据传输容量的关键技术之一^[4]。空分复用技术主要采用 2 种实现方法: 基于多芯光纤的空分复用技术^[5]和基于少模光纤的模分复用技术^[6]。其中, 模分复用技术利用不同模式之间的正交性, 将各模式作为独立的传输信道, 从而提升频谱效率与传输容量, 已成为空分复用技术中的重要组成部分^[7]。因此, 模分复用

技术现已成为光通信领域的重要研究方向,并展示出广阔的应用前景。然而,在应用模分复用技术时,传输信号可能会受到少模光纤中存在的模式耦合、差分模式群时延以及色散等方面的影响,这导致了接收信号可靠性的降低^[8]。

为应对光通信中的信道损伤问题,国内外学者尝试借鉴无线通信领域的多输入多输出(MIMO)均衡技术^[9-10],将其引入光纤通信系统,以提升信号恢复能力。在 MIMO 均衡算法中,最小均方(LMS)算法、递推最小二乘法(RLS)算法和恒模算法(CMA)^[11-13]是应用较为广泛的典型方法。然而,上述均衡算法主要采用线性均衡器,无法有效补偿光纤传输过程中出现的非线性损伤。因此,为了应对非线性问题,基于机器学习的 MIMO 均衡技术逐渐受到关注。2019 年,LIU J 等人^[14]针对 56 Gb/s 四阶脉冲幅度调制千兆无源光网络(PAM4-GPON)的非线性分类特性,提出了基于 K 最近邻(KNN)算法的机器学习均衡技术。实验结果表明,该方案显著提升了 GPON 的带宽和神经网络算法的均衡性能。同年,ZHOU Q Y 等人^[15]提出了一种基于卷积神经网络(CNN)的神经网络均衡方法,并在 PAM-4 调制的光互连链路上进行测试。结果表明,与传统均衡器相比,该方法能显著提升误码性能。此外,他们还提出了一种简化的卷积神经网络(Half-RNN)架构,相较于具有相同误码性能的其他神经网络算法,其计算复杂度降低 70%。2022 年,FREIRE P J 等人^[16]进一步研究了预测建模、回归分析及分类模型在光通信系统中的应用,并通过实验探讨了相干光通信系统中不同神经网络模型的优缺点。然而,上述文献均存在模分复用系统中模式耦合的问题。为此,本文提出一种基于通道注意力机制(CAM)的 MIMO 神经网络均衡(NNE)算法(下文简称 MIMO-NNE-CAM 算法),以有效抑制模式耦合引起的信号损伤。

1 MIMO-NNE-CAM 算法

MIMO-NNE-CAM 算法是一种具有高度自适应特性的非线性均衡算法。与传统基于线性滤波器的均衡方法不同,该算法采用神经网络架构实现多路信号的并行处理与联合优化,从而获得更优的均衡信号^[17]。通过引入 CAM,神经网络能够自主学习并强化关键信道特征的权重分配,从而有效提升对重要信道特征的聚焦能力。

MIMO-NNE-CAM 算法原理如图 1 所示。其中, $x_i(t)$ 为经过模/数转换后的接收信号, η_{taps} 为滑窗切片长度, n_{hidden} 为隐藏层大小, $y_i(t)$ 为均衡后输出信号, $\hat{x}_i(t)$ 为原始发送信号。该算法首先在输入层对接收信号进行预处理。具体地,它将经过模/数转换的 6 个子通道信号(对应 3 种模式×2 偏振态)通过滑窗切片操作转化为结构化输入数据。对于每个通道 i 的接收信号 $x_i(t)$,使用滑窗切片长度 η_{taps} 的时间窗执行滑窗切片,从而形成输出向量 $[x_i(t-\eta_{\text{taps}}), \dots, x_i(t)]$ 。随后,6 个通道的切片数据被拼接构成完整的输入向量 $\mathbf{X}$ 。在隐含层处理阶段,算法引入了 CAM 机制,通过动态学习各通道的权重系数来自适应地强化关键通道特征并抑制干扰分量,这一过程利用了一个维度为 $12\eta_{\text{taps}} \times n_{\text{hidden}}$ 的权值矩阵实现特征变换,并经过归一化处理和 ReLU 激活函数完成非线性映射。最终,在输出层,算法将均衡后的信号 $y_i(t)$ 与原始发送信号 $\hat{x}_i(t)$ 进行比对,采用均方误差(MSE)作为损失函数指导网络优化。

CAM 原理图如图 2 所示。CAM 包含全局最大池化(Max Pool)、平均池化(Avg Pool)和多层感知机(MLP)这 3 个核心组件。其中,Max Pool 和 Avg Pool 的池化操作通过将输入特征图划分为若干非重叠的矩形区域(称为池化窗口)实现特征降维。Max Pool 提取每个区域内的特征最大值,保留最显著特征响应,增强模型对

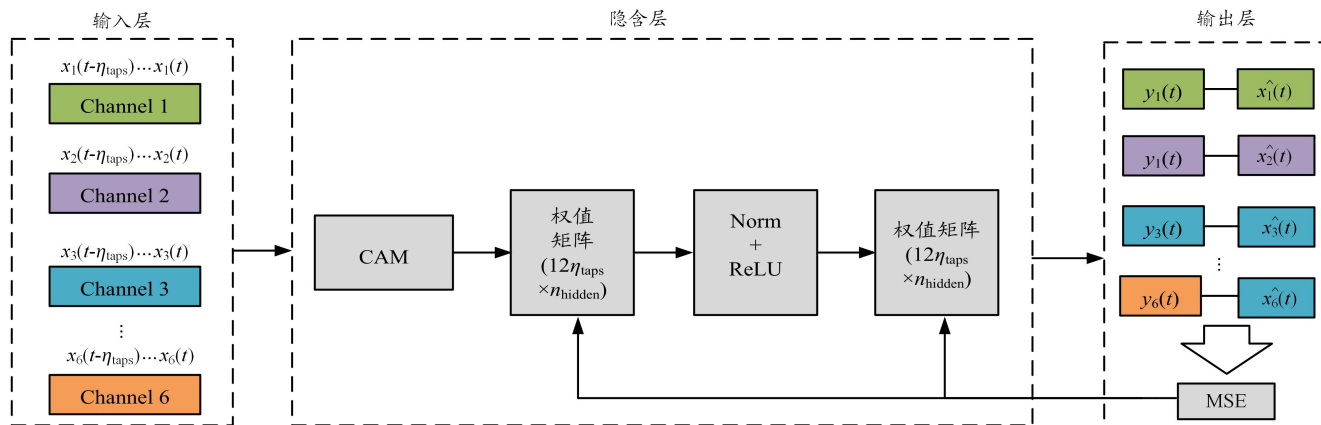


图 1 MIMO-NNE-CAM 原理图

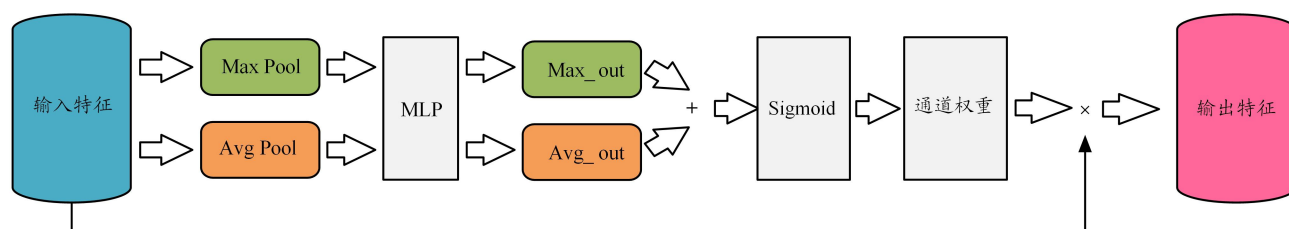


图2 CAM原理图

局部关键特征的敏感性; AvgPool 计算区域特征均值, 反映特征分布的整体趋势。

在 CAM 中, 本文并联了全局 Max Pool 和全局 Avg Pool 这 2 种池化操作, 以生成涵盖多粒度统计特性的通道描述符。这些描述符随后被送入 MLP 中, 进行联合特征表示的学习。MLP 作为人工神经网络(ANN)的基本构成单元, 采用“输入层-隐藏层-输出层”的 3 层架构, 并通过全连接层和非线性激活函数(如 ReLU)实现了通道权重的自适应调整, 有效突破了线性模型的表达局限。在 CAM 具体实现过程中, MLP 首先执行降维操作以降低高维通道特征的复杂度, 随后再升维回原始维度, 这一过程在减少模型参数的同时, 也增强了模型对通道间依赖关系的捕捉能力。接下来, MLP 对 2 种池化操作生成的通道描述符进行非线性变换, 并通过结合这 2 种描述符的信息, 使用 Sigmoid 函数生成归一化的通道权重。这些权重随后与原始输入向量相乘, 得到经过通道特征校准的输出向量。此校准后的向量进一步与神经网络的隐藏层权值矩阵 W_1 相乘, 以提取数据的深层特征。这些特征经过归一化处理和 ReLU 函数的非线性变换后, 能够表示更复杂的数据模式。最终, 这些经过精心处理的特征再与输出层的权值矩阵 W_2 相乘, 得到包含丰富信息的输出向量 Y , $Y=[y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6]$ 。将输出向量 Y 与原始发送信号通过式(1)进行计算得到 MSE, 再基于求得的 MSE 使用 Adam 优化器对神经网络的权值矩阵进行优化, 得到的 MSE 损失函数表示为

$$L_{\text{MSE}} = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m (Y_n - \hat{X}_n) \quad (1)$$

其中, m 为批次的样本数量, Y_n 为均衡信号 $y_i(t)$ 组成的向量, $\hat{X}_n$ 为原始发送信号 $\hat{x}_i(t)$ 组成的向量。

神经网络采用批量训练方法, 将数据集划分为若干小批次进行迭代训练。Adam 优化器通过自适应学习率机制, 利用每个批次的梯度信息更新网络权重。该优化器不依赖于特定损失函数形式, 可与 MSE 等各类损失函数配合使用。这种分批次训练方式有助于避免

模型陷入局部最优, 并改善收敛特性。本文实验中神经网络算法的参数设置如下: 信号滑窗切片长度 $\eta_{\text{laps}}=151$, 输入层 $n_{\text{feature}}=1\ 812$, 隐藏层 $n_{\text{hidden}}=512$, 初始学习率为 1×10^{-3} , 批量大小为 256。

2 仿真分析

2.1 仿真系统设置

为评估算法性能, 本研究基于 VPI Transmission 构建了三模模分复用系统。3 个模式的信号分别使用 5 个波长的载波进行传输以提高系统的传输容量, 系统结构如图 3 所示。在发送端, 采用 Matlab 生成正交相移键控(QPSK)信号, 通过发射机将信号分别加载到 LP_{01} 、 LP_{11a} 和 LP_{11b} 这 3 个模式(每个模式包含 X/Y 偏振态)。信号调制在 5 个波长光源上(中心波长为 1 550 nm, 间隔为 50 GHz), 经波分复用器合波后, 通过模分复用器整合为单路信号进入少模光纤(FMF)传输系统。为了实现长距离传输, 在信道部分采用 FMF 及其放大器组成的环路控制模式。系统采用 80 km FMF 的环路结构(5 圈共 400 km), 每圈配置光纤放大器进行信号再生。接收端通过模式解复用器和波分解复用器分离信号, 最终由光接收机恢复原始信息。系统参数如表 1 所示。

2.2 仿真结果分析

本文实验选取受串扰影响最显著的 1 550 nm 中心波长信道评估算法性能。首先, 将 MIMO-NNE-CAM 算法与原始 MIMO-NNE 算法及传统 LMS 算法在误码性能方面进行了比较。

本次实验选取了 6 个测试通道(LP_{01X} , LP_{01Y} , LP_{11aX} , LP_{11aY} , LP_{11bX} , LP_{11bY})的平均误码率作为对比指标, 以评估不同算法的误码性能, 结果如图 4 所示。可以看出, 在满足平均误码率为 1×10^{-3} 的条件下, MIMO-NNE-CAM 算法、原始 MIMO-NNE 算法和传统 LMS 算法分别需要的光信噪比(OSNR) 为 17.6 dB、18.9 dB 和 20.7 dB; 相比 MIMO-NNE 算法和传统 LMS 算法, MIMO-NNE-CAM 算法分别具有 1.3 dB 和 3.1 dB 的 OSNR 容限提升。这种性能提升主要得益于 CAM 的特征选择能力,

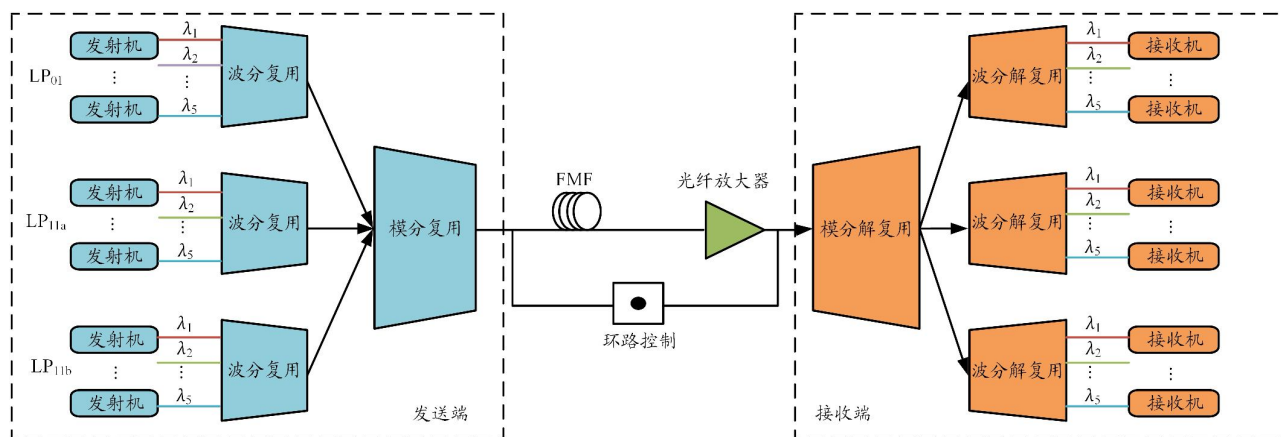


图3 三模模分复用系统

表1 系统参数设置

参数	数值
传码率/GBand	20
总的传输距离/km	400
光纤色散/(ps·nm ⁻¹ ·km ⁻¹)	20
偏振色散/(ps·km ^{-1/2})	0.05
耦合相关长度/m	150
差分模式群时延(LP _{11a} , LP _{11b} -LP ₀₁)/(ps·km ⁻¹)	130

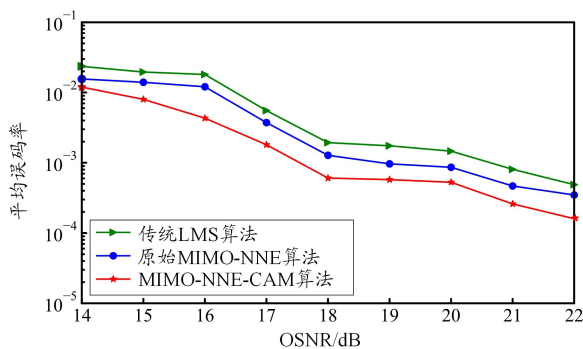


图4 不同 OSNR 下, 3 种算法的误码性能

它使神经网络在训练初期就能快速识别关键通道特征并建立有效关联，避免了传统神经网络需要多次迭代才能学习特征关系的缺陷。因此，MIMO-NNE-CAM 算法的收敛速度较原始 MIMO-NNE 算法更快。这 2 种算法的 MSE 对比曲线如图 5 所示。可以看出，在训练初始阶段，MIMO-NNE-CAM 算法的 MSE 曲线呈现更陡峭的下降趋势，表明其具有更快的初始收敛特性；当迭代符号数达到 0.6×10^4 时，2 种算法的 MSE 值基本达到相同水平；最终，2 种算法均能实现接近于零的稳态误差，表现出良好的收敛性能。

在模分复用系统仿真实验中，FMF 的耦合强度可以通过耦合相关长度参数进行调控。研究表明，相关长度与耦合强度呈正相关关系，即相关长度越大，耦合强

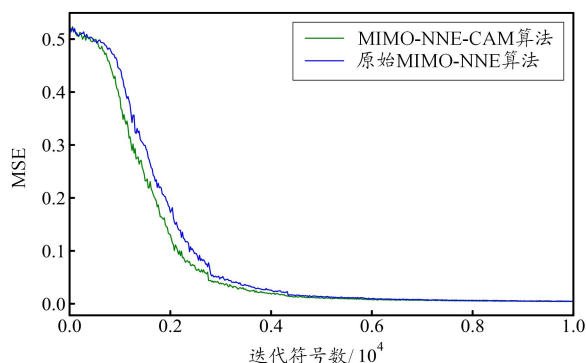


图5 2 种算法的收敛曲线对比

度越强。为评估所提算法在强耦合条件下的优化效果，本文比较了不同相关长度下的系统平均误码率性能分析，结果如图 6 所示。可以看出，随着相关长度的增大，系统的平均误码率逐渐升高，原始 MIMO-NNE 算法在相关长度达到 350 m 后，其平均误码率迅速攀升至 1×10^{-3} 以上，表现出对强耦合环境的适应性不足。而 MIMO-NNE-CAM 算法在整个测试范围内始终将平均误码率控制在 1×10^{-3} 以下，展现出更强的鲁棒性。由此可知，使用 CAM 能有效提升神经网络对强耦合引起的模式串扰等损伤的补偿能力。

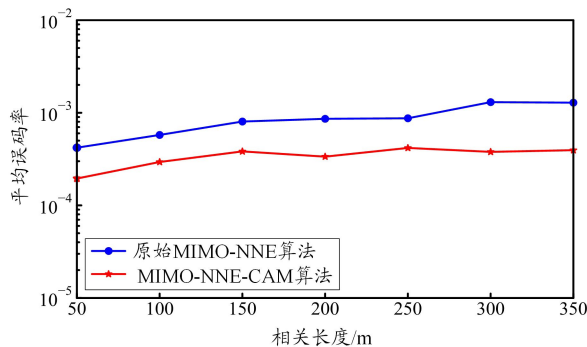


图6 不同相关长度下, 系统误码性能

户俊杰,延凤平,郭浩: 基于通道注意力机制的 MIMO 神经网络均衡算法

3 结束语

本文针对模分复用光传输系统中的模式耦合问题,提出了一种 MIMO-NNE-CAM 算法。利用 VPI 仿真平台构建了一个基于模式耦合理论的模分复用系统,并通过仿真实验比较了所提算法与原始 MIMO-NNE 算法、LMS 算法在误码率性能上的表现。实验结果表明:在满足平均误码率为 1×10^{-3} 的条件下,所提算法相较于其它 2 种算法分别实现了 1.3 dB 和 3.1 dB 的性能增益。这说明所提算法不仅能更有效地解决由强耦合引起的损伤问题,还具有更快的收敛速度。

参考文献:

- [1] 唐胜龙,武保剑,严伟,等. 光子灯笼模分复用系统 MIMO-free 高速传输实验[J]. 光子学报,2023,52(1):87-95.
- [2] DU J, SHEN W, LIU J, et al. Mode division multiplexing: from photonic integration to optical fiber transmission[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(9): 091301-1-091301-24.
- [3] 张敏,王弦歌,李宇哲,等. 19 芯碲酸盐玻璃放大光纤的低串扰结构设计及性能仿真[J]. 发光学报,2023,44(4): 694-700.
- [4] 赵新月,邱强,褚应波,等. 少模掺铒光纤及其放大器研究进展[J]. 发光学报,2022,43(12):1915-1927.
- [5] 李超,赵健,王伟,等. 4×100 Gbit/s 少模光纤长距离准单模双向传输的实验研究[J]. 中国激光,2017,44(2):285-290.
- [6] RYF R, RANDEL S, GNAUCK A H, et al. Mode-division multiplexing over 96 km of few-mode fiber using coherent 6×6 MIMO processing[J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(4): 521-531.
- [7] SU Y, HE Y, CHEN H, et al. Perspective on mode-division multiplexing[J]. Applied Physics Letters, 2021, 118(20): 200502-1-200502-9.
- [8] HO K P, KAHN J M. Linear propagation effects in mode-division multiplexing systems[J]. Journal of Lightwave Technology, 2014, 32(4): 614-628.
- [9] VAN U, ROY G H, OKONKWO C M, et al. MIMO equalization with adaptive step size for few-mode fiber transmission systems[J]. Optics Express, 2014, 22(1): 119-126.
- [10] 车晓杰,梁忠诚,刘学明,等. 室内 MIMO 可见光通信的接收特性[J]. 发光学报,2016,37(2):242-249.
- [11] 王芳,延凤平,秦齐,等. 模分复用系统中盲均衡算法的均衡性能研究[J]. 激光技术,2024,48(1):48-53.
- [12] KOEBELE C, SALS I M, SPERTI D, et al. Two mode transmission at 2X100 Gb/s, over 40 km-long prototype few-mode fiber, using LCOS-based programmable mode multiplexer and demultiplexer[J]. Optics Express, 2011, 19(17): 16593-16600.
- [13] BAI N, IP E, LI M J, et al. Experimental demonstration of adaptive frequency-domain equalization for mode-division multiplexed transmission[C]//2013 Optical Fiber Communication Conference and Exposition and the National Fiber Optic Engineers Conference (OFC/NFOEC), March 17-21, 2013, Anaheim, USA. New York: IEEE, 2013: 1-3.
- [14] LIU J, LIU J F, LU J, et al. CART-based transmission equalization for 50 Gbit/s PAM4 over 25 km SSMFin10G-class IM/DD PON[J]. Optical Fiber Technology, 2020, 55: 102137-1-102137-11.
- [15] ZHOU Q, YANG C, LIANG A, et al. Low computationally complex recurrent neural network for high speed optical fiber transmission[J]. Optics Communications, 2019, 441: 121-126.
- [16] FREIRE P J, PRILEPSKY J E, OSADCHUK Y, et al. Deep neural network-aided soft-demapping in coherent optical systems: regression versus classification[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(12): 7973-7988.
- [17] 张尧,王晨,桑博涵,等. 基于 MIMO 神经网络均衡的 16QAM 模分-波分复用相干传输系统[J]. 光学学报,2024,44(3):46-53.
- [18] 尚秋峰,樊小凯,谷元宇,等. 基于双分支卷积神经网络结构和多注意力机制的输电线路状态识别方法[J]. 光学学报,2024,44(22):47-58.