

基于卷积神经网络的多任务光性能监测

鞠京泽, 刘庆添, 李宏钊, 胡炜, 冯天雄, 蒋林*, 闫连山

西南交通大学信息光子与通信研究中心, 四川 成都 611756

摘要 针对光纤传输系统中多重物理损伤效应严重影响传输性能的情况, 为保障高速光传输网络的正常运行, 对传输信号进行光性能监测是必不可少的。提出一种基于卷积神经网络(CNN)的多任务光性能监测研究方案, 将强度轮廓与强度波动特征作为 CNN 模型输入, 对传输信号调制格式与光信噪比(OSNR)进行联合监测。研究结果表明, 所有调制格式(28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM)均可在 20% 前向纠错(FEC)阈值条件(误码率为 2.4×10^{-2})所对应的 OSNR 下实现 100% 的识别精度。此外, 当强度轮廓特征、强度波动特征和两种特征联合作为神经网络模型输入时, OSNR 监测的平均绝对误差分别为 0.282 dB、0.245 dB、0.165 dB, 均方根误差分别为 0.352 dB、0.311 dB、0.218 dB。随后, 进一步研究了残余色散度对所提方案监测性能的影响。

关键词 光通信; 调制格式识别; 光信噪比监测; 卷积神经网络; 偏振解复用

中图分类号 TN929.11

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.2206002

Multi-Task Optical Performance Monitoring Based on Convolutional Neural Network

Ju Jingze, Liu Qingtian, Li Hongzhao, Hu Wei, Feng Tianxiong, Jiang Lin*, Yan Lianshan

Center for Information Photonics and Communications, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, Sichuan, China

Abstract In the optical fiber transmission system, various physical damage effects seriously affect transmission performance. Therefore, it is necessary to monitor the optical performance of the transmission signals to ensure the normal operation of the high-speed optical transmission network. A multi-task optical performance monitoring scheme based on convolutional neural networks (CNNs) is proposed. The intensity profile and intensity fluctuation features are used as the input of the CNN model for the joint monitoring of the modulation format and optical signal-to-noise ratio (OSNR). The results indicate that all the modulation formats (28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM) can be accurately identified (identification accuracy is 100%) under OSNR corresponding to the threshold condition of 20% forward error correction (FEC) (bit error rate is 2.4×10^{-2}). When the intensity profile, the intensity fluctuation, and combination of the two features are used as the model input separately, the mean absolute error of OSNR monitoring is 0.282 dB, 0.245 dB, and 0.165 dB, respectively, and the root mean square error is 0.352 dB, 0.311 dB, and 0.218 dB, respectively. Subsequently, the influence of residual dispersion on the monitoring performance of the proposed scheme is further analyzed.

Key words optical communications; modulation format identification; optical signal-to-noise ratio monitoring; convolutional neural network; polarization demultiplexing

1 引言

随着云计算、物联网、虚拟现实和人工智能等多种新兴技术的出现, 网络数据流量呈爆发式增长。作为信息网络骨干的光纤传送网, 需要根据承载需求的变

化进行实时重构, 在提供多样化服务的同时, 提高网络资源利用率。在光纤传输链路中, 多重物理损伤效应将严重影响传输信号的性能, 导致光纤传送网传输质量(QoT)严重下降。此外, 严重的放大器自发辐射(ASE)噪声和光纤非线性相位噪声的累积, 也将极大

收稿日期: 2022-04-22; 修回日期: 2022-05-16; 录用日期: 2022-05-24

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1803500)、国家自然科学基金(62005228)、中央高校基本科研业务费专项(2682021CX050)

通信作者: *linjiang@swjtu.edu.cn

地影响系统的传输性能^[1-3]。光性能监测(OPM)作为保障光纤传送网可靠运行的关键技术,已在弹性光网络中发挥着越来越重要的作用。其中,光信噪比(OSNR)是OPM需要监测的最重要信道参数之一,与传输信号质量直接相关。近年来,科研人员已经提出了许多可用于相干光通信系统中的OSNR监测技术,包括数据辅助方案^[4-5]、强度与幅度分布方案^[6]、基于Stokes空间矢量的特征方案^[7-8]和统计矩方案^[9-12]等。目前,多种研究方案根据神经网络技术对模糊信息(振幅/功率分布特征、Stokes空间特征和眼图特征等)具有很强的监测或识别能力,通过引入神经网络技术提升OSNR的监测性能。2017年,Wang等^[13]提出了用卷积神经网络(CNN)自动提取星座图特征以实现OSNR的监测。随后,Khan等^[14-16]提出了用均衡后信号的幅度分布直方图作为特征,通过大量数据训练深度神经网络(DNN)以预测OSNR。2018年,Wang等^[17]提出了采用接收端信号的频域信息作为长短期记忆(LSTM)神经网络输入特征来实现OSNR监测。此外,下一代智能光纤传送网被要求能够根据传输业务和链路传输质量动态改变发射端调制格式、传输码率等相关参量,进而要求智能接收端能够监测相关信息,帮助后续的数字信号处理模块重新配置对应的数字信号处理算法,实现对多个物理损伤的补偿。除OSNR监测外,接收机还必须识别调制格式,当前多种调制格式识别(MFI)方案^[18-30]已经被广泛提出。Stokes空间矢量调制格式识别方案^[18-20]对载波相位噪声、频率偏移等效不敏感,但很难扩展到高阶调制格式。在数据辅助调制格式识别方案^[21-22]中,需要添加额外的导频信息,这会导致频谱效率降低。非线性功率变换方案^[23-24]识别高阶调制格式时复杂度会变高,此时需要更多的快速傅里叶变换(FFT)点数来处理高阶调制格式,不完美的符号分割会导致峰均比降低。幅度与功率分布方案^[25-30]主要是根据调制格式的振幅/功率分布的不同,实现调制格式特征的区分。近年来,光性能监测正朝着多参量联合监测的方向发展,一些基于多任务神经网络的多参数同时监测方案已被广泛报道^[31-32]。虽然多参量监测方案已经为光性能监测带来了便利,但是相比于单参量的监测方案,多参量联合监测的精度相对较低。因此,研究人员非常有必要进一步探索更高精度、更低复杂度的多参量联合监测方案。

本文提出了一种基于卷积神经网络的多任务光性能监测研究方案,结合传输信号的强度轮廓和强度波动特征,实现调制格式与OSNR多任务联合监测。该方案既不需要额外的硬件,又不需要对收发机进行任何修改和牺牲频谱效率。研究结果表明,所有调制格式(28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM)均可在20%的FEC阈值条件所对应的OSNR下,实现100%的识别精度,其中QAM为正交振幅调制,PDM为偏振复用,QPSK为正交移相键控。此外,验证分析了仅强度轮廓、仅强度波动和两种特征联合作为神经网络模型输入时OSNR

的监测性能,并进一步研究了残余色散对所提方案监测性能的影响。

2 基本原理

2.1 强度特征生成

图1为所提的基于卷积神经网络的多任务光性能监测算法流程图,其中 E_x 为 x 偏振态的数据, E_y 为与 x 偏振态正交的 y 偏振态的数据。传输光信号通过相干接收机得到具有强度、相位和偏振等相关信息的电信号。经过模数转换器(ADC)将模拟电信号转换为数字信号,并通过离线数字信号处理(DSP)模块进行多参量监测与损伤均衡。在DSP模块中,数字信号通过色散补偿算法和定时恢复算法对链路色散和时钟抖动进行补偿。随后,恒常模(CMA)均衡算法被用于均衡残余色散和偏振模色散。通常认为这些均衡算法均与调制格式信息无关。本文多任务监测方案所采用的是强度轮廓和强度波动特征,提取的是CMA均衡后的数字信号特征。数字信号 $E_c(n)$ 的强度 E_p 的定义为

$$E_p = |E_c|, \quad (1)$$

$$E_c(n) = A(n)e^{j\phi(n)} + k_n, \quad 1 < n < N, \quad (2)$$

式中: A 为数字信号幅度; $\phi(n)$ 为第 n 个符号的总相位(包括信息相位和相位噪声); k_n 为加性高斯白噪声; N 为采样个数。本文采用的强度轮廓特征 I_p 可表示为

$$I_p = \text{hist}(E_p, D_{\text{bin}_p}), \quad (3)$$

式中: $\text{hist}(\cdot)$ 为基于强度 E_p 创建的二维直方图; D_{bin_p} 为二维直方图统计强度信号 E_p 的间距个数。强度 E_p 中的样本点被统计在 D_{bin_p} 个等间距的范围中。本文通过二维直方图提取强度轮廓 I_p 的经验分布,并将其作为神经网络模型的输入。本文另一种特征(强度波动特征) I_f 可表示为

$$I_f = \text{hist3}(E_p, P_{\text{len}}, D_{\text{bin}_f}), \quad (4)$$

式中: $\text{hist3}(\cdot)$ 是基于强度 E_p 创建的三维密度直方图; P_{len} 是强度信号 E_p 的样本点数; D_{bin_f} 是三维密度直方图统计强度信号 E_p 的间距个数。然后,从三维密度直方图的 x - y 平面得到强度波动的经验分布。需要注意的是,强度波动特征既包括强度信号的经验分布,又包括强度信号的密度特征,可以通过图片中不同的颜色来区分二者。

将提取出的强度轮廓与强度波动特征输入到多任务卷积神经网络(MTL-CNN)中,实现调制格式与OSNR联合监测。本文监测出来的OSNR可用于判断传输信号质量以辅助解调,并可反馈给网络控制层来实现链路资源的动态调配。调制格式信息可用于数字信号处理算法模块的后续损伤均衡算法中,包括多模(MMA)偏振解复用、频偏补偿和载波相位恢复等,最终可实现信号解调。

2.2 卷积神经网络

目前卷积神经网络已经在计算机视觉领域中发挥着重要的作用,网络模型通过卷积层和池化层来提取图像的多维信息。本文使用的MTL-CNN的结构如图2所示。将像素为227 pixel×227 pixel的强度轮廓

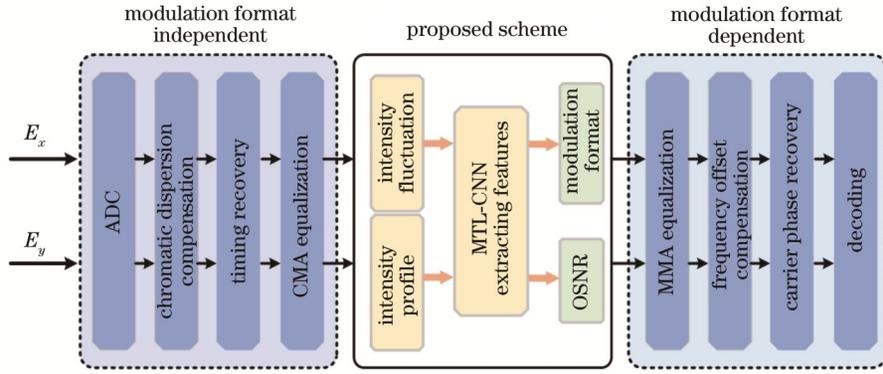


图 1 基于卷积神经网络的多任务光性能监测算法流程图

Fig. 1 Flow chart of multi-task optical performance monitoring scheme based on convolutional neural net

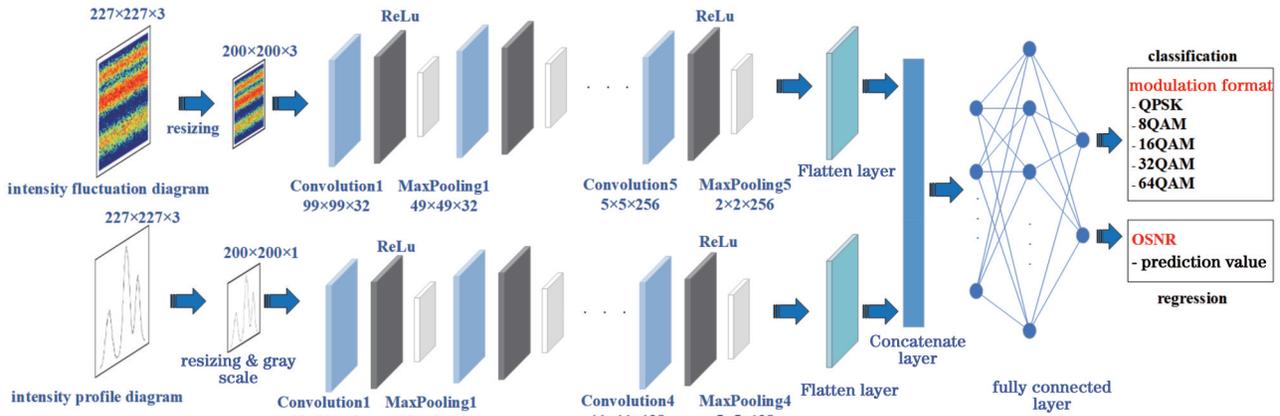


图 2 MTL-CNN 的结构示意图

Fig. 2 Structural diagram of MTL-CNN

与强度波动彩色图作为 MTL-CNN 的输入。为提高神经网络的计算速度和节省计算资源,将强度轮廓图的大小由 227 pixel×227 pixel 调整为 200 pixel×200 pixel,并将红绿蓝(RGB)三个颜色通道转换为只有一个颜色通道的灰色图(即将图片的规格由 227×227×3 调整为 200×200×1)。由于强度波动图的特征表现为由不同 OSNR 导致的密度分布不同造成的颜色差异,故将强度波动图保留为 RGB 三通道的彩色图片。对两种输入图片分别建立不同通道的卷积神经网络。对于强度波动图,建立 5 个卷积层(对应的卷积滤波器个数为 32、64、96、128、256),而对于强度轮廓图,建立 4 个卷积层(对应的卷积滤波器个数为 16、32、64、128)。由于强度轮廓图只有一个颜色通道,故图片所含信息量少于多个颜色通道的强度波动图。然后,将每个卷积层的输出送入到非线性激活函数层(ReLU)中,以节省梯度反向传播算法的计算量。将非线性激活函数层与最大池化层相连,对卷积层中提取的特征进行选择,降低特征数量,从而去除特征图中的冗余信息。其中,每个卷积层都使用大小为 3×3 的卷积核。在两种特征分别经过对应卷积-池化操作后,通过 Flatten 层将多维输入一维化,实现卷积层到全连接层的过渡。接着,将两种通道通过 Concatenate 层进行

合并,将强度波动特征与强度轮廓特征的信息整合为一个通道。最后,通过全连接层输出调制格式类别和 OSNR 信息。该结构能够有效提取强度轮廓和波动特征,并有较高的精度。值得注意的是,调制格式和 OSNR 监测分别为分类问题和回归问题,为了更好地优化神经网络模型,需要使用不同的损失函数进行梯度计算。其中,调制格式监测采用的分类交叉熵损失函数 F_{CCE} 可表示为

$$F_{CCE} = - \sum_{i=1}^m y_i \cdot \ln(\hat{y}_i), \quad (5)$$

式中: m 为类别数; y 为预期输出; \hat{y} 为全连接层实际输出。OSNR 监测采用平均绝对误差损失函数 F_{MAE} ,其定义为

$$F_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |V_{pre_i} - V_{act_i}|, \quad (6)$$

式中: n 为样本数据个数; V_{pre_i} 为每个样本的预测值; V_{act_i} 为每个样本的实际值。

3 性能验证

3.1 系统设置

为了验证所提方案的可行性,本文在商用光纤通信仿真软件 VPItransmissionMaker 中搭建偏振复用相

干光纤通信系统,如图 3 所示,其中 DAC 为数模转换器,EDFA 为掺铒光纤放大器,VOA 为光衰减器,LO 为本地振荡激光器。在系统发送端处,外腔激光器 (ECL) 产生中心波长为 1550 nm、线宽为 100 kHz 的连续光,利用偏振分束器 (PBS) 将其分成两路正交偏振态光。随后,利用两个 IQ 调制器将速率为 28-GBaud 的伪随机序列 (PRBS) 分别调制到两个偏振态上,再通过偏振合束器 (PBC) 将两路偏振光信号耦合为一 路偏振复用信号,最后在发送端中产生 PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 光信号。在传输

链路中,通过调节 ASE 噪声源产生不同功率的 ASE 噪声,在背靠背传输条件下改变传输信号的 OSNR,并用光谱分析仪 (OSA) 测量 OSNR 值。然后,采用光学带通滤波器 (OBPF) 滤除带外 ASE 噪声以提升传输性能。在仿真链路中采用色散仿真器来模拟色散效应对信号的影响。利用集成相干接收机将接收到的光信号从光域转换到电域,再利用数字存储示波器将电信号采样成数字信号。最后,通过在离线数字信号处理模块中嵌入所提多参量联合监测方案对数字信号进行调制格式和 OSNR 监测。

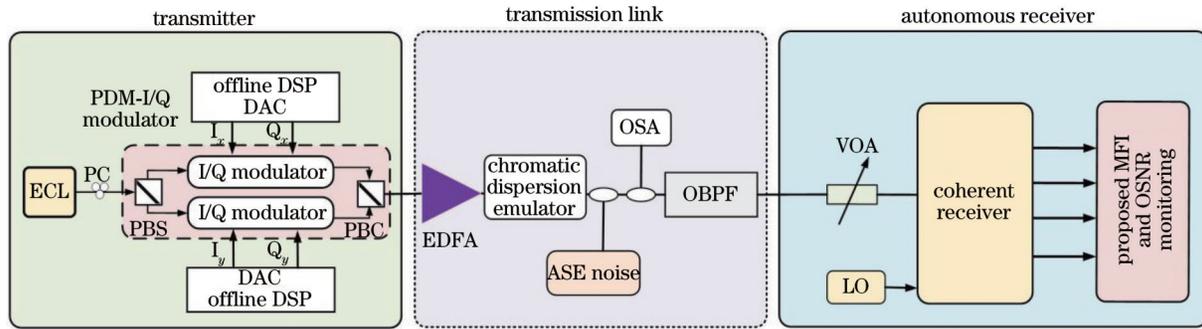


图 3 偏振复用相干光纤通信系统框图

Fig. 3 Block diagram of polarization multiplexing coherent optical fiber communication system

3.2 基于背靠背传输的实验结果

图 4 为 PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 在不同 OSNR 条件下的强度轮廓和强度波动

图。可以发现,不同的调制格式和 OSNR 无论基于轮廓还是波动密度都呈现出不同的特征。受到 ASE 噪声的影响,调制格式的峰值个数会随着 OSNR 的降低

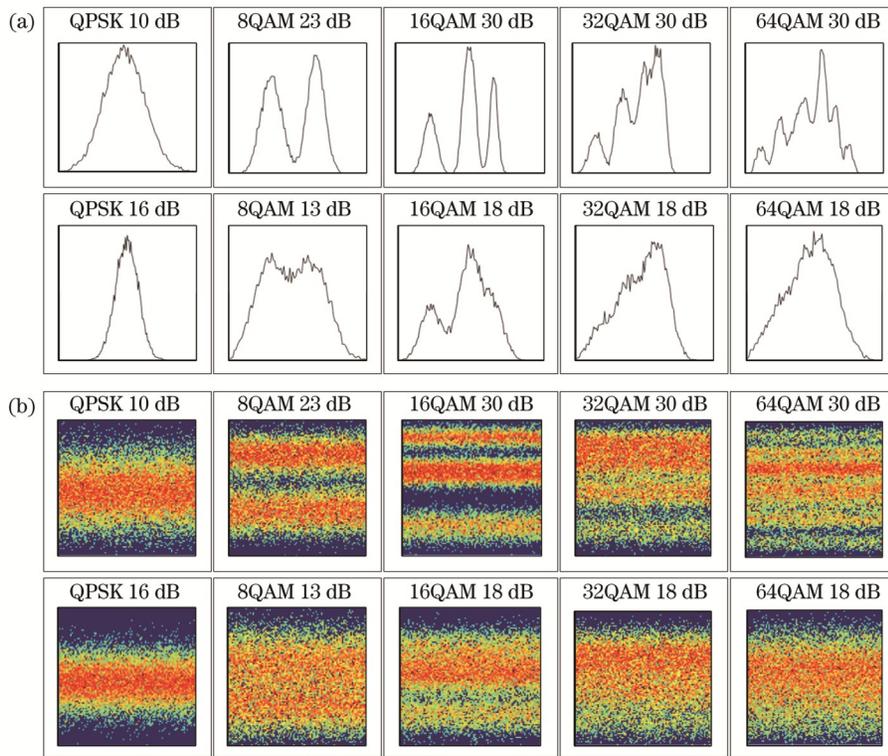


图 4 不同 OSNR 条件下 PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的强度轮廓和强度波动图。(a) 强度轮廓图; (b) 强度波动图

Fig. 4 Intensity profile and intensity fluctuation diagrams of PDM-QPSK/-8PSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM with different OSNR. (a) Intensity profile diagram; (b) intensity fluctuation diagram

而变化。以 16QAM 为例,高 OSNR 时的峰值个数为 3,随着信噪比的降低,峰值个数将变为 2 直至变为 1。本文主要是根据不同调制格式在不同 OSNR 条件下的峰值个数,实现调制格式与 OSNR 的监测。

为验证所提方案的有效性,首先研究了 28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的识别精度,识别准确率如表 1 所示。所提方案针对每种调制格式的每个 OSNR 生成 208 个数据集(104 个强度轮廓图数据集和 104 个强度波动图数据集),每个数据集是由 20000 个符号生成。PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的 OSNR 范围分别为

10 dB~25 dB、12 dB~30 dB、12 dB~30 dB、17 dB~33 dB、18 dB~33 dB。因此,整个数据集包括 9048 幅强度轮廓图(QPSK 为 1664 个数据集、8QAM 为 1976 个数据集、16QAM 为 1976 个数据集、32QAM 为 1768 个数据集、64QAM 为 1664 个数据集)和 9048 幅强度密度图。随机选取 80% 的数据作为训练集,剩下的 20% 作为测试集。研究表明,所有调制格式(28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM)均可在 20% 的 FEC 阈值条件(误码率为 2.4×10^{-2})所对应的 OSNR 下实现 100% 的识别精度。

表 1 多任务光学性能监测方案下 PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的识别准确率

Table 1 Identification accuracy for PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM under multi-task optical performance monitoring scheme unit: %

Actual modulation format	Identified modulation format				
	QPSK (10 dB-25 dB)	8QAM (12 dB-30 dB)	16QAM (12 dB-30 dB)	32QAM (17 dB-33 dB)	64QAM (18 dB-33 dB)
QPSK (10 dB-25 dB)	100	0	0	0	0
8QAM (12 dB-30 dB)	0	100	0	0	0
16QAM (12 dB-30 dB)	0	0	100	0	0
32QAM (17 dB-33 dB)	0	0	0	100	0
64QAM (18 dB-33 dB)	0	0	0	0	100

此外,研究了强度轮廓特征、强度波动特征和两种特征联合作为神经网络模型输入时,MTL-CNN 的 OSNR 监测性能,如图 5 所示。可以发现:当输入特征仅为强度轮廓时,28-GBaud PDM-QPSK/-

8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的 OSNR 监测平均绝对误差(MAE)分别为 0.176 dB、0.207 dB、0.266 dB、0.346 dB、0.417 dB;当输入特征仅为强度波动特征时,OSNR 监测平均绝对误差分别为

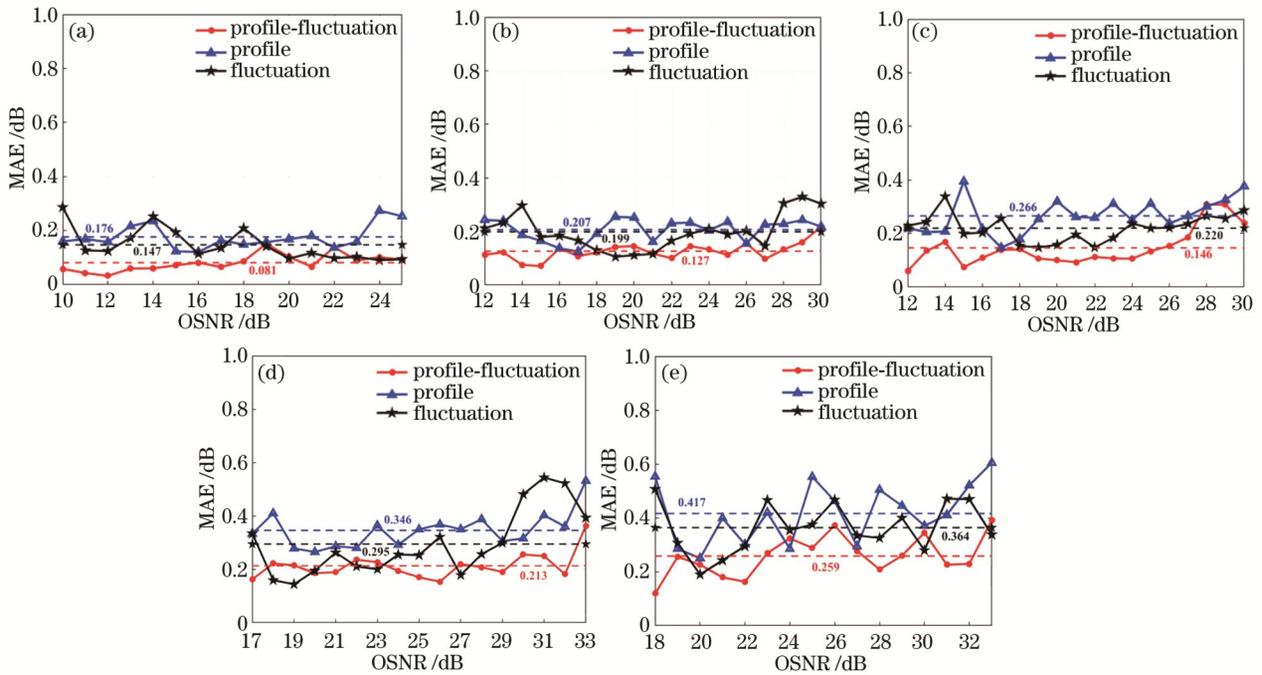


图 5 不同输入特征下 DM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的 MAE。(a) PDM-QPSK; (b) PDM-8QAM; (c) PDM-16QAM; (d) PDM-32QAM; (e) PDM-64QAM

Fig. 5 MAE of DM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM under different input features. (a) PDM-QPSK; (b) PDM-8QAM; (c) PDM-16QAM; (d) PDM-32QAM; (e) PDM-64QAM

0.147 dB、0.199 dB、0.220 dB、0.295 dB、0.364 dB；当采用两种特征联合作为神经网络模型输入时，OSNR 监测平均绝对误差分别为 0.081 dB、0.127 dB、0.146 dB、0.213 dB、0.259 dB。如图 6(a) 所示，当强度轮廓特征、强度波动特征和两种特征联合作为神经网络模型输入时，所提方案下 OSNR 监测平均绝对误差分别为 0.282 dB、0.245 dB、0.165 dB。

因此，所提方案具有较高的 OSNR 监测精度。进一步，引入最大均方根误差(RMSE)分析不同输入特征情况下 OSNR 的监测性能，如图 6(b) 所示。当输入特征分别为强度轮廓特征、强度波动特征和两种特征联合时，28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 的 RMSE 分别为 0.352 dB、0.311 dB 和 0.218 dB。

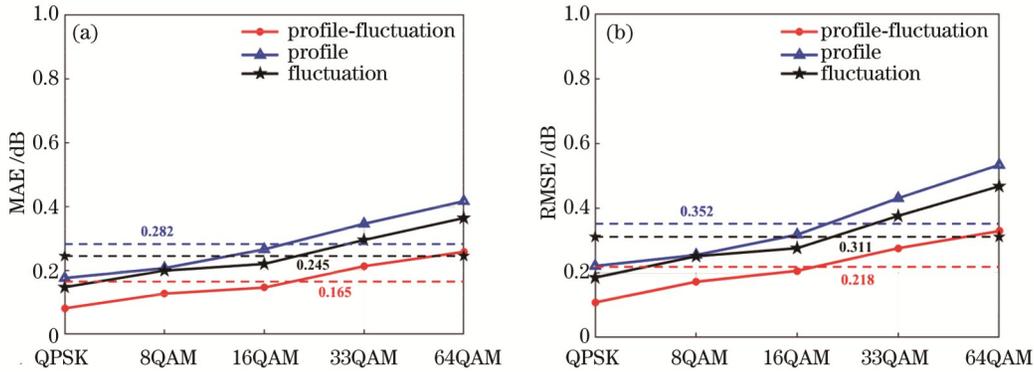


图 6 不同调制格式下 MAE 和 RMSE 对比。(a) MAE; (b) RMSE

Fig. 6 Comparison of MAE and RMSE under different modulation formats. (a) MAE; (b) RMSE

3.3 残余色散的影响

在数字信号处理部分，色散补偿算法可以对传输链路中大部分的色散效应进行补偿。此外，CMA 也可以对色散补偿算法未补偿完的残余色散进行一定程度的均衡。然而，当残余色散较大时，CMA 也无法进行精准补偿。因此，需考虑残余色散效应对所提方案调制格式和 OSNR 监测性能的影响。引入 RMSE 和 MAE 来评估 OSNR 在 0、200、400、600 ps/nm 等不同残余色散条件下的监测性能。在通常情况下，标准单模光纤的色散因子约为 16 ps/(nm·km) (在 1550 nm

波段附近)。如图 7 所示，不同残余色散条件下所有调制格式的 RMSE 和 MAE 值最大分别为 0.379 dB 和 0.259 dB。研究结果表明，虽然残余色散对监测精度可能有影响，但是所提方案在 600 ps/nm (约为 37 km 长标准单模光纤) 的残余色散影响下仍可保持较高的监测精度。如表 2 所示，所有调制格式 (28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM) 仍然可在 20% FEC 阈值条件所对应的 OSNR 下实现 100% 的识别精度。

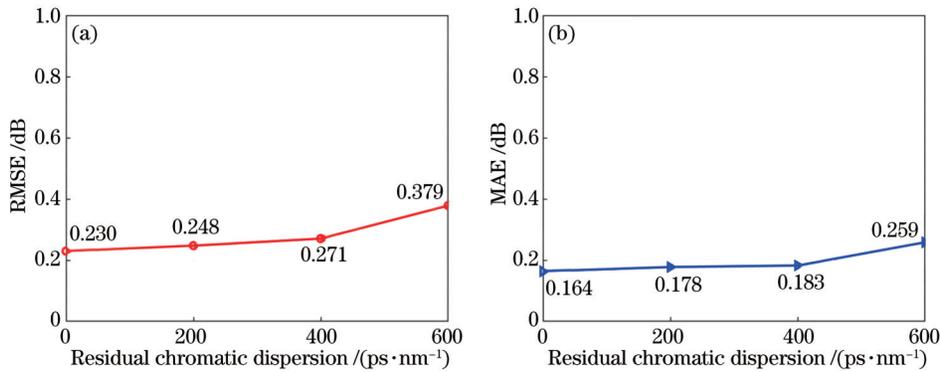


图 7 不同残余色散下 RMSE 和 MAE 对比。(a) RMSE; (b) MAE

Fig. 7 Comparison of RMSE and MAE under different residual chromatic dispersions. (a) RMSE; (b) MAE

4 结 论

提出一种基于卷积神经网络的多任务光性能监测研究方案，将强度轮廓与强度波动特征作为卷积神经网络模型输入，对传输信号调制格式与 OSNR 进行联合监测。在 28-GBaud PDM-QPSK/-8QAM/-16QAM/-32QAM/-64QAM 相干光纤通信系统中进行了仿真验

证，研究结果表明所有调制格式均可在 20% FEC 阈值条件所对应的 OSNR 下实现 100% 的识别精度。此外，当强度轮廓特征、强度波动特征和两种特征联合作为神经网络模型输入时，OSNR 监测平均绝对误差分别为 0.282 dB、0.245 dB、0.165 dB，均方根误差分别为 0.352 dB、0.311 dB、0.218 dB。同时，进一步分析了色散效应对所提多参量联合监测算法的影响。相信

表 2 不同残余色散下不同调制格式的识别准确率

Table 2 Identification accuracy of different modulation schemes under different residual chromatic dispersions unit: %

Modulation format	Residual chromatic dispersion / (ps·nm ⁻¹)			
	0	200	400	600
QPSK	100	100	100	100
8QAM	100	100	100	100
16QAM	100	100	100	100
32QAM	100	100	100	100
64QAM	100	100	100	100

所提方案有潜力被应用于下一代弹性光网络中。

参 考 文 献

- [1] 黄媛, 赵家钰, 王金东, 等. 一种基于波分复用的实时光纤信道偏振补偿系统[J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1406003.
Huang Y, Zhao J Y, Wang J D, et al. A real-time polarization compensation system based on wavelength-division multiplexing for optical fiber communication systems[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1406003.
- [2] 陈祥敬, 王健, 吴重庆. DWDM 系统中 EDFA 串扰引起的误码率恶化研究[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1806005.
Chen X J, Wang J, Wu C Q. Study on bit error rate degradation caused by EDFA crosstalk in DWDM system [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1806005.
- [3] 王轩力. 收发机噪声对非线性补偿光纤通信系统的影响[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(23): 2306010.
Wang X L. Influence of transceiver noise on nonlinearity-compensated optical transmission systems[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(23): 2306010.
- [4] Wu Q, Zhang L J, Li X, et al. Training symbol assisted in-band OSNR monitoring technique for PDM-CO-OFDM system[J]. Journal of Lightwave Technology, 2017, 35(9): 1551-1556.
- [5] Do C C, Zhu C, Tran A V. Data-aided OSNR estimation using low-bandwidth coherent receivers[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2014, 26(13): 1291-1294.
- [6] Lin X, Dobre O A, Ngatched T M N, et al. A non-data-aided OSNR estimation algorithm for coherent optical fiber communication systems employing multilevel constellations[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(15): 3815-3825.
- [7] Lundberg L, Sunnerud H, Johannisson P. In-band OSNR monitoring of PM-QPSK using the Stokes parameters[C]//Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC), March 22-26, 2015, Los Angeles, CA, USA. New York: IEEE Press, 2015.
- [8] Saida T, Ogawa I, Mizuno T, et al. In-band OSNR monitor with high-speed integrated Stokes polarimeter for polarization division multiplexed signal[J]. Optics Express, 2012, 20(26): B165-B170.
- [9] Ma Y Y, Gao M Y, Wang L, et al. Accuracy enhancement of moments-based OSNR monitoring in QAM coherent optical communication[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(4): 821-824.
- [10] Faruk M S, Mori Y, Kikuchi K. In-band estimation of optical signal-to-noise ratio from equalized signals in digital coherent receivers[J]. IEEE Photonics Journal, 2014, 6(1): 7800109.
- [11] Zhu C, Tran A V, Chen S M, et al. Statistical moments-based OSNR monitoring for coherent optical systems[J]. Optics Express, 2012, 20(16): 17711-17721.
- [12] Alvarez-Diaz M, Lopez-Valcarce R, Mosquera C. SNR estimation for multilevel constellations using higher-order moments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1515-1526.
- [13] Wang D S, Zhang M, Li J, et al. Intelligent constellation diagram analyzer using convolutional neural network-based deep learning[J]. Optics Express, 2017, 25(15): 17150-17166.
- [14] Khan F N, Zhong K P, Al-Arashi W H, et al. Modulation format identification in coherent receivers using deep machine learning[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2016, 28(17): 1886-1889.
- [15] Khan F N, Zhong K P, Zhou X, et al. Joint OSNR monitoring and modulation format identification in digital coherent receivers using deep neural networks[J]. Optics Express, 2017, 25(15): 17767-17776.
- [16] Dou L, Yamauchi T, Su X F, et al. An accurate nonlinear noise insensitive OSNR monitor[C]//Optical Fiber Communication Conference, March 20-22, 2016, Anaheim, California. Washington, D. C.: OSA, 2016: W3A.5.
- [17] Wang Z Y, Yang A Y, Guo P, et al. OSNR and nonlinear noise power estimation for optical fiber communication systems using LSTM based deep learning technique[J]. Optics Express, 2018, 26(16): 21346-21357.
- [18] Jiang L, Yan L S, Yi A L, et al. Blind density-peak-based modulation format identification for elastic optical networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(14): 2850-2858.
- [19] Mai X F, Liu J, Wu X, et al. Stokes space modulation format classification based on non-iterative clustering algorithm for coherent optical receivers[J]. Optics Express, 2017, 25(3): 2038-2050.
- [20] Borkowski R, Zibar D, Caballero A, et al. Stokes space-based optical modulation format recognition for digital coherent receivers[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2013, 25(21): 2129-2132.
- [21] Fu S N, Xu Z Y, Lu J N, et al. Modulation format identification enabled by the digital frequency-offset loading technique for hitless coherent transceiver[J]. Optics Express, 2018, 26(6): 7288-7296.
- [22] Xiang M, Zhuge Q B, Qiu M, et al. RF-pilot aided modulation format identification for hitless coherent transceiver[J]. Optics Express, 2017, 25(1): 463-471.

- [23] Liu G C, Proietti R, Zhang K Q, et al. Blind modulation format identification using nonlinear power transformation [J]. *Optics Express*, 2017, 25(25): 30895-30904.
- [24] Gouldieff V, Palicot J, Daumont S. Blind digital modulation classification based on M-TH power nonlinear transformation[C]//IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), December 7-9, 2016, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2016: 650-654.
- [25] Jiang L, Yan L S, Yi A L, et al. An effective modulation format identification based on intensity profile features for digital coherent receivers[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2019, 37(19): 5067-5075.
- [26] Lin X, Eldemerdash Y A, Dobre O A, et al. Modulation classification using received signal's amplitude distribution for coherent receivers[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2017, 29(21): 1872-1875.
- [27] Lin X, Dobre O A, Ngatched T M N, et al. Joint modulation classification and OSNR estimation enabled by support vector machine[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2018, 30(24): 2127-2130.
- [28] Bilal S M, Bosco G, Dong Z H, et al. Blind modulation format identification for digital coherent receivers[J]. *Optics Express*, 2015, 23(20): 26769-26778.
- [29] Jiang L, Yan L S, Yi A L, et al. Robust and blind modulation format identification for elastic optical networks[C]//European Conference on Optical Communication (ECOC), September 23-27, 2018, Rome, Italy. New York: IEEE Press, 2018.
- [30] Jiang L, Yan L S, Yi A L, et al. Blind optical modulation format identification assisted by signal intensity fluctuation for autonomous digital coherent receivers[J]. *Optics Express*, 2020, 28(1): 302-313.
- [31] Yu Z M, Wan Z Q, Shu L, et al. Loss weight adaptive multi-task learning based optical performance monitor for multiple parameters estimation[J]. *Optics Express*, 2019, 27(25): 37041-37055.
- [32] Cheng Y J, Fu S N, Tang M, et al. Multi-task deep neural network (MT-DNN) enabled optical performance monitoring from directly detected PDM-QAM signals[J]. *Optics Express*, 2019, 27(13): 19062-19074.