

# 光学学报

## 基于深度学习的多模光纤通信系统的模式与模群识别

胡进坤<sup>1</sup>, 郭晓洁<sup>1</sup>, 李建平<sup>2,3\*</sup>, 许鸥<sup>2,3</sup>, 向梦<sup>2,3</sup>, 彭迪<sup>2,3</sup>, 付松年<sup>2,3</sup>, 秦玉文<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>暨南大学光子技术研究院, 广东 广州 510632;

<sup>2</sup>广东工业大学信息工程学院, 广东 广州 510006;

<sup>3</sup>广东省信息光子技术重点实验室, 广东 广州 510006

**摘要** 基于模式/模群复用的多模光纤通信系统是目前光通信领域的研究热点。系统中存在多个模式/模群, 如何准确识别它们是提升传输系统性能的关键问题之一。提出了一种基于深度学习的多模光纤模式与模群的智能识别模型, 通过引入全卷积神经网络(CNN), 对噪声影响情况下线偏振模式及其模群进行仿真和实验研究。首先, 基于多平面光转换模式复用器件和普通 OM2 多模光纤, 搭建 10 个模式(LP01、LP11a/b、LP21a/b、LP02、LP12a/b、LP31a/b)及其对应的 3 个模群的光场信息获取的仿真和实验平台, 利用大量数据进行训练和验证。实验结果显示, 模式/模群的总体识别率可达到 100%。通过将获取的模群光场图片重构为低分辨率图片, 研究低密度光电探测器阵列接收条件下, 智能识别模型的识别性能。实验结果显示, 采取 4×4 光探测器阵列接收光场信息时, 能获得 98.3% 的识别效率。本研究表明提出的智能识别模型具有良好的光纤模式/模群智能识别能力, 其在多模光纤通信系统性能提升与智能光性能监测方面具有一定的应用潜力。

**关键词** 光通信; 模分复用; 深度学习; 模式/模群识别

中图分类号 TN913.7

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0406004

### Deep Learning-Based Recognition of Modes and Mode Groups in Multimode Optical Fiber Communication System

Hu Jinkun<sup>1</sup>, Guo Xiaojie<sup>1</sup>, Li Jianping<sup>2,3\*</sup>, Xu Ou<sup>2,3</sup>, Xiang Meng<sup>2,3</sup>,  
Peng Di<sup>2,3</sup>, Fu Songnian<sup>2,3</sup>, Qin Yuwen<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>Institute of Photonics Technology, Jinan University, Guangzhou, Guangdong 510632, China;

<sup>2</sup>School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China;

<sup>3</sup>Guangdong Provincial Key Laboratory of Information Photonics Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China

**Abstract** A multimode optical fiber communication system based on mode/mode group division multiplexing (MDM/MGDM) is one of the current research hotspots. Since there are multiple modes/mode groups multiplexed in the system, how to accurately recognize them is one of the key issues for improving the system performance. This article proposed an intelligent recognition model (IRM) of multimode fiber (MMF) supported fiber modes and mode groups based on the deep learning method through the introduction of a convolutional neural network (CNN). The theoretical simulation and experimental studies on the linear polarization (LP) modes and mode groups have been implemented under the influence of noise. Firstly, 10 LP modes (LP01, LP11a/b, LP21a/b, LP02, LP12a/b, and LP31a/b) and corresponding mode groups have been simulated and experimentally generated based on a customized multimode multi-plane light converter (MPLC) and a conventional OM2 MMF. Then a large amount of mode profiles can be obtained to train and test of the IRM. The experimental results show that the recognition rate

收稿日期: 2021-06-24; 修回日期: 2021-07-30; 录用日期: 2021-09-06

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1800901)、国家自然科学基金(62022029)、广东省“珠江人才计划”引进创新创业团队项目(2019ZT08X340)、广东省重点领域研发计划项目(2018B010114002)、粤桂联合基金项目(2021GXNSFDA076001)

通信作者: \*jianping@gdut.edu.cn

of modes/mode groups can reach 100% by using the high-resolution mode images. Subsequently, we resized the high-resolution mode images into low-resolution ones, and the recognition performance of the intelligent recognition model under the receiving condition of a low density photodetector array is studied. Experimental results show that a recognition rate of 98.3% can be also realized when the light field information is received by a  $4 \times 4$  photodetector array. Therefore, this research shows that the proposed intelligent recognition model can recognize the optical fiber modes/mode groups effectively. It also meant that this method has the potential applications in the MDM-based communication systems and intelligent optical performance monitoring.

**Key words** optical communications; mode division multiplexing; deep learning; mode/mode group recognition

## 1 引言

随着物联网、云计算、网络购物、在线游戏和短视频等业务的快速发展,人类社会已进入信息爆炸时代,对于信息传输速率和传输容量的要求越来越高。以数据中心及超算中心为代表的短距离光互连系统作为信息通信网络的枢纽,其传输能力需进一步提高<sup>[1-2]</sup>。为此,多维光信号复用技术已得到广泛研究和实际应用。目前,光信号的时间、频率、偏振和相位等维度已被充分利用。尽管如此,这些技术对于光纤通信系统传输能力的提升也日益趋近容量极限。为进一步突破容量瓶颈,基于光信号空间维度的空分复用(SDM)新技术已经被提出,并得到大量研究<sup>[3-6]</sup>。空分复用就是利用空间维度的传输信道独立传输数据信息的技术,主要包括基于多芯光纤(MCF)的芯分复用传输、少模光纤(FMF)或者多模光纤(MMF)的模式复用(MDM)与模群复用(MGDM)技术<sup>[7-9]</sup>。目前,基于线偏振模式(LPM)复用<sup>[10-11]</sup>或模群复用<sup>[12]</sup>的大容量传输系统已经被大量报道,如 5 Tbit/s 的多模光纤双向线偏振模群复用系统<sup>[12]</sup>。因此,模式(群)复用系统在未来具有巨大的应用潜力。而空分复用光纤<sup>[13-14]</sup>、空分复用光放大器<sup>[15]</sup>及模式复用/解复用器<sup>[16-17]</sup>则是该类系

统所必须使用的关键器件。因此,在此类新型光纤通信系统中,如何识别特定模式以匹配对应的模式解复用变得尤为重要<sup>[18]</sup>。为增强模式复用系统的模式识别特性、增强模式管理的灵活性,需研究一种具备智能识别多模光纤线偏振模式与模群的模式监测方法,以提高系统的传输性能。

## 2 概念与原理

### 2.1 模式复用与模式识别

在现代光纤通信系统中,模式复用对象主要包括线偏振模式、矢量模式、涡旋光模式。其中线偏振模  $LP_{mn}$  是一种常用的复用模式, $m$  与  $n$  分别代表径向与角向系数,用于描述某一种特定光纤模式。目前,线偏振模式复用光纤通信系统中所利用的部分模群及其包含的相应简并模式(如  $LP_{11a}$ 、 $LP_{11b}$  模式等)如图 1 所示。在基于多模光纤的线偏振模式/群复用通信系统中,模式众多导致模间串扰很大,使得输出模式的光场强度差别很大。为了避免模式串扰引入的接收功率波动,一般采用模式而非模群复用和模群接收的方案。这时,在接收端进行信号接收和解调就需要对携带信号的模式信道进行精确匹配并进行解复用,以提高系统的传输性能。而通过学习接收端所收集的光场信息识别和解复用

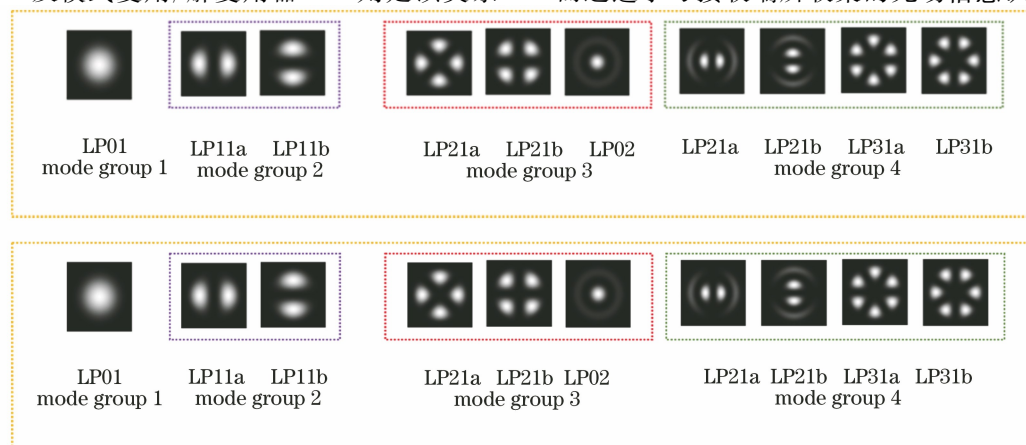


图 1 多模光纤支持的部分模式及其模群分类

Fig. 1 Some modes and their mode groups supported by multimode fiber

通信系统中所利用的光纤模式信道的方法就是多模光纤通信系统的模式识别方法。

## 2.2 卷积神经网络模型

目前,基于神经网络的光性能监测技术已在光纤通信系统中得到大量研究和广泛报道。其中,智能模式识别技术是空分复用光纤通信系统性能监测研究的热点之一<sup>[10]</sup>。通过对大量模式数据集的训练,该方法能够获得很好的模式识别和监测性能。一种用于识别线偏振模式与模群光场的卷积神经网络(CNN)如图 2 所示。该神经网络模型称为 LeNet-5,其包含一个输入层、两个卷积层、两个最大池化层、两个全连接层和一个输出层。这种多层的卷积神经网络通过梯度下降训练能从大量的实例中学习到的复杂的高维非线性映射,这使得其很适合进行图像识别。本研究利用电荷耦合器件(CCD)相机来采集相关模群的光场强度分布数据,将其作为神

经网络的训练集与测试集。实验中所使用的 CCD 相机的分辨率为 1280 pixel×960 pixel。如图 2 所示,本文方法的基本流程如下:首先将 1280 pixel×960 pixel 的模群强度分布图片重构为 32×32 的图片,将其作为输入;设置第一个卷积层 C1 的参数,该卷积层主要包含 6 个大小为 5×5 的卷积核,对输入数据进行步长为 1 的卷积处理后,输出 28×28 大小的特征映射图;在最大池化层 S2 中,在大小为 2×2 的输入域对 28×28 的输入数据进行非重叠的最大值取样,并获得 14×14 的特征映射输出;随后的卷积层 C3 与最大池化层 S4 的作用与前面类似;在最大池化层 S4 后,加入拥有 120 个节点的全连接层,然后创建 84 个节点的全连接层,并使其与具有 3 个节点的输出层连接;在输出层使用 Softmax 激活函数进行多分类操作,最后选择 Adam 优化器与多分类对数损失函数进行线偏振模式(群)的光场识别训练。

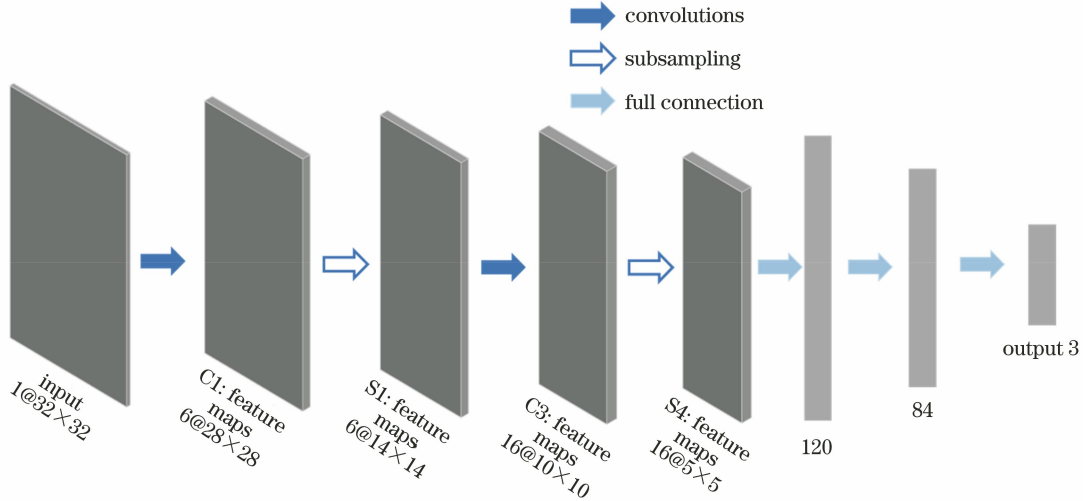


图 2 基于 LeNet-5 CNN 的智能模式/模群识别模型

Fig. 2 Intelligent mode /mode group recognition model based on LeNet-5 CNN

## 3 模场识别验证

### 3.1 线偏振模式光场识别仿真

首先利用 LeNet-5 卷积神经网络对带噪声的线偏振模式光场进行验证研究。在柱坐标系下,纤芯与包层的场分布可以表示为

$$E_{y1} = A J_m(Ur/R) \cos(m\varphi) / [J_m(U)], \quad r \leq R, \quad (1)$$

$$E_{y2} = A K_m(Wr/R) \cos(m\varphi) / [K_m(W)], \quad r > R, \quad (2)$$

式中: $A$ 、 $U$ 、 $W$ 、 $R$ 、 $J_m$ 、 $K_m$  分别是模式振幅、纤芯横向传播常数、包层横向传播常数、光纤半径、 $m$  阶贝塞尔函数与  $m$  阶修正贝塞尔函数; $r$  为场分布位置;

$\varphi$  为径向角度; $E_{y1}$  为纤芯内电场强度分布; $E_{y2}$  为包层部分的电场强度分布。根据弱导光纤线偏振模式理论,其特征方程和归一化频率  $V$  与  $U$ 、 $W$  之间的关系为

$$\frac{U J_{m+1}(U)}{J_m(U)} = \frac{W K_{m+1}(W)}{K_m(W)}, \quad (3)$$

$$\frac{U J_{m-1}(U)}{J_m(U)} = -\frac{W K_{m-1}(W)}{K_m(W)}, \quad (4)$$

$$V = W^2 + U^2, \quad (5)$$

$$I_{\text{noise}} = (I_{\text{max}} - I_{\text{min}}) \times l_{\text{noise}}, \quad (6)$$

式中: $I_{\text{noise}}$  为模式光场灰度图片中噪声的强度值; $l_{\text{noise}}$  为噪声百分比水平; $I_{\text{max}}$  为图中强度最大值; $I_{\text{min}}$  为图中强度最小值。

利用 Python 中 Scipy 模块的最小二乘法函数求解各个模式的  $U$ 、 $W$  值, 仿真出各线偏振模式的光场分布。首先对光纤模式进行数值仿真, 主要参数包括: 数值孔径 ( $NA$ ) 为 0.08, 波长为 1550 nm, 芯径为  $62.5 \mu\text{m}$ ; 并选取 10 个线偏振模式 (LP01、LP11a/b、LP21a/b、LP02、LP12a/b、LP31a/b) 进行噪声分析, 如图 3 所示。为模拟在使用低成本、低信噪比的 CCD 条件下的光纤模式光场识别, 采用 10%、20%、30% 的噪声作为随机分布的噪声强度值。以 LP11a 模式为例, 不同噪声强度下的模式光场情况如图 3(a) 所示。在每种噪声强度下, 采用 500 张图片数据作为智能模式识别模型的训练集与测试集, 其中训练集图片为 400 张。该模型训练迭

代过程如图 3(b) 所示, 在第一轮训练后, 噪声强度为 10%、20% 和 30% 时, 模式光场识别率分别为 70%、65% 和 60%, 即噪声强度越大, 训练识别率越低。但是经过第二轮迭代之后, 模式识别率都能达到 100%, 在随后的训练迭代中可实现稳定的 100% 识别率。在该模型中, 采用多类对数损失函数作为多分类训练的损失函数, 函数在多次训练迭代中也逐渐趋近于零, 基本变化情况图 3(c) 所示。另外, 在完成模型训练和验证之后, 对具有不同噪声分布但噪声强度一致的 100 张模式光场图进行类别预测, 结果如图 3(d) 所示。预测结果显示本智能模式识别模型对各个模式的识别率可达到 100%, 这证明了该模型的有效性。

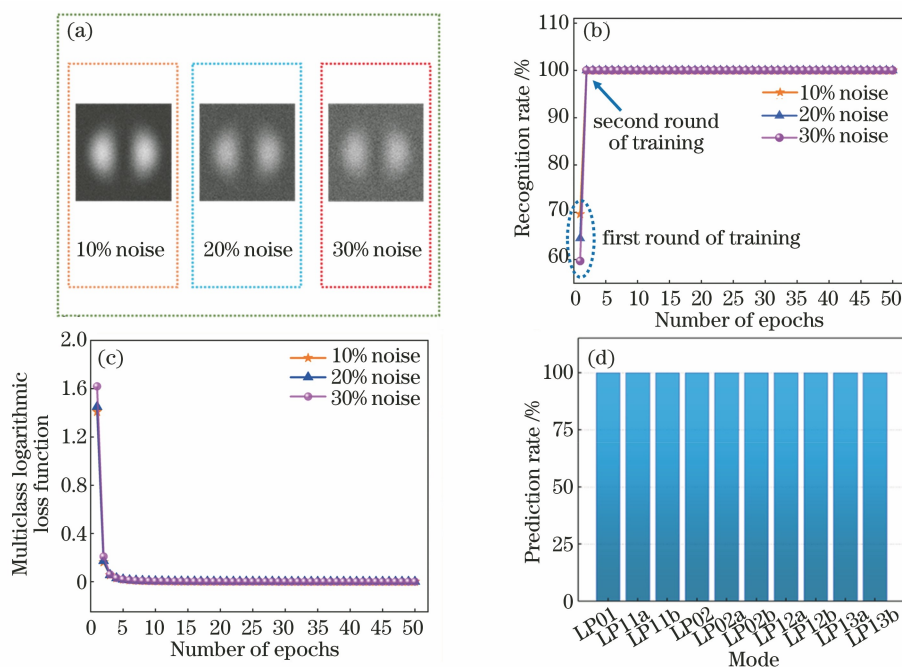


图 3 不同噪声强度条件下, 不同线偏振模式的识别仿真结果。(a) LP11a 模式的光场图; (b) LP11a 模式的识别率; (c) 多类对数损失函数变化; (d) 识别模型对各个模式的预测结果

Fig. 3 Simulation results of recognition of different linear polarization modes under different noise intensities. (a) Optical field of LP11a mode; (b) recognition rate of LP11a mode; (c) variation of multiclass logarithmic loss function; (d) mode prediction result of each mode of recognition model

随后, 为研究此模型对于模群的识别能力, 使用带 20% 噪声强度的模式光场数据来进行训练, 使其能够识别不同模式所属的模群。模式及相应模群分类如图 1 所示, 将 10 种线偏振模式分类为简并模群 1 (LP01)、模群 2 (LP11a、LP11b)、模群 3 (LP21a、LP21b、LP02) 和模群 4 (LP12a、LP12b、LP31a、LP31b)。考虑到不同模群内包含的模式种类不同, 按比例使用 500, 1000, 1500, 2000 张光场图片对识

别模型进行训练和测试, 将其中每组的 20% 图片作为测试集。模式识别结果如图 4 所示, 可以发现在第 3 轮训练之后模型识别率稳定达到 100%, 多类对数损失函数也快速地趋近零值。因而, 仿真结果显示了智能识别模型对不同模式的高识别率与极低的损耗, 证明了模型具备将不同线偏振模式进行模群分类的能力。

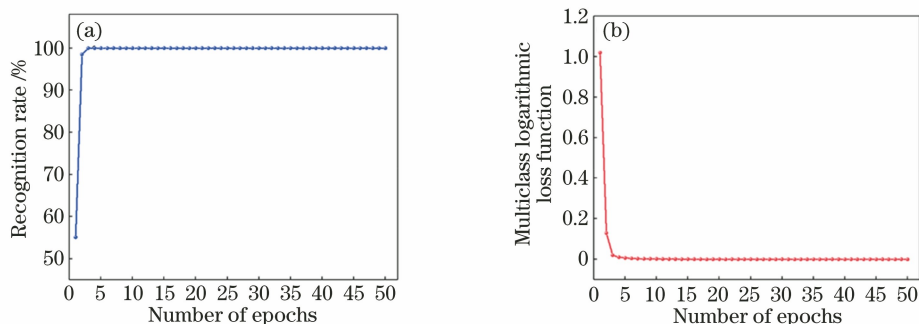


图 4 20%噪声强度条件下,识别模型对于线偏振模群的识别结果。(a)识别率;(b)多类对数损失函数

Fig. 4 Recognition results of linear polarization mode groups obtained by recognition model with noise intensity of 20%. (a) Recognition rate; (b) multiclass logarithmic loss function

### 3.2 线偏振模群光场识别实验

在多模光纤模群复用系统中,为了避免大的模式串扰和剧烈的接收功率波动,除了选择模群的某个模式进行复用外,还会在接收端使用多模探测器接收该模群内的所有模式叠加的光场信息。在模群内各个简并线偏振模式的光场强度相等的情况下,不同模群如模群 1(LP01)、模群 2(LP11a、LP11b)、模群 3(LP21a、LP21b、LP02) 在多模式叠加后,OM2 多模光纤输出的仿真光场如图 5(a)所示。可

以看出不同模群输出光场有显著差别。但在实际情况下,光信号在 OM2 多模光纤传播时容易受到外力扰动,导致输出光场发生变化,如图 5(b)所示。这种光场信息的变化为在实际情况下进行模群识别提供了可行性。通过在模群复用系统的多模光纤输出端不断施加外力扰动,让其模群光场分布不断随着外力变化而变化,将得到的光场信息输入神经网络模型进行学习和训练,即可模拟实际条件下模群识别的能力和实用性。

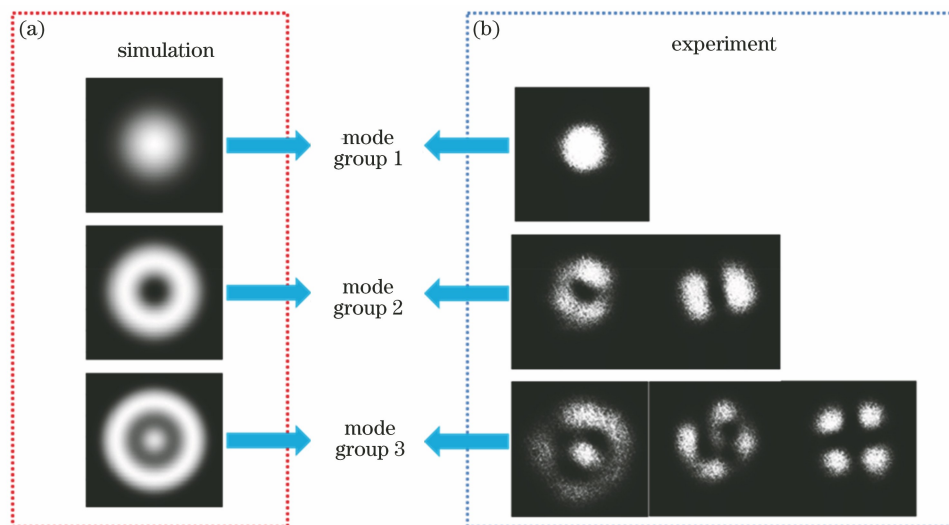


图 5 模群内多模式叠加后的光场强度分布。(a)仿真光场强度分布;(b)多模光纤输出光场强度分布

Fig. 5 Intensity profiles of multimode superimposed light field in mode group. (a) Simulated light field intensity distributions; (b) intensity distributions of output optical field of multimode fiber

为验证智能模群的识别能力,搭建了如图 6 所示的实验验证系统。其中,外腔激光的波长为 1550 nm,其通过单模光纤进入多平面光转换模式复用器后,基模被转换为对应模式(LP01、LP11a、LP11b、LP21a、LP21b 和 LP02),转换之后的线偏振模式分别单独进入 10 m 的 OM2 多模光纤传输,以此模拟解复用端的模群接收。考虑到在模式复用

光纤通信系统中,除了需要将不同模式复用到光纤中进行传输外,还需将不同光进行模式解复用并转换为基模,在接收端进行探测,以完成传输数据的解调,这可通过另一个模式解复用模块来实现。随后,将多模光纤输出端耦合到准直器,使用 CCD 捕获模式光场数据,将其作为训练集与测试集。模群阶数越高,其包含的模式数越多,这导

致光场强度分布变化更丰富,使得识别不同模群时需要使用不同数量的光场数据。在实验中,针对模群 1、模群 2、模群 3,分别采用 1200, 3000, 4500 张模式光场强度分布图片用于智能识别模型的训练与验证。如前所述,首先将分辨率为  $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$  的模群强度分布图片重构为

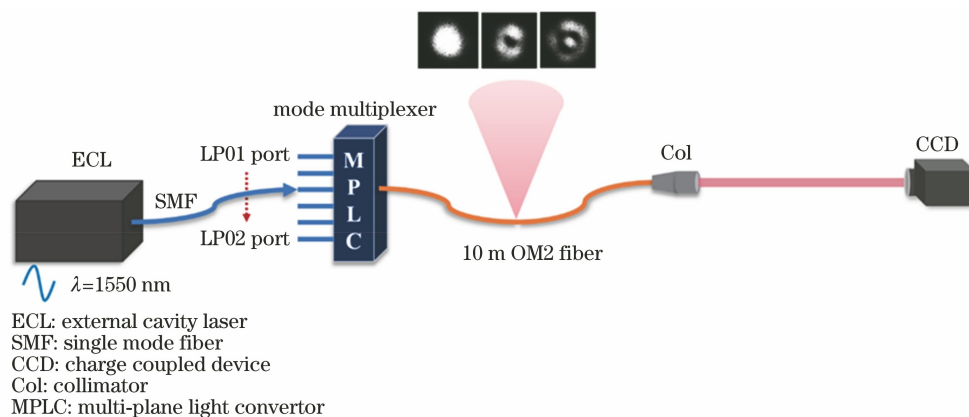


图 6 多模光纤模群接收系统实验装置

Fig. 6 Experimental setup of multimode fiber mode group receiving system

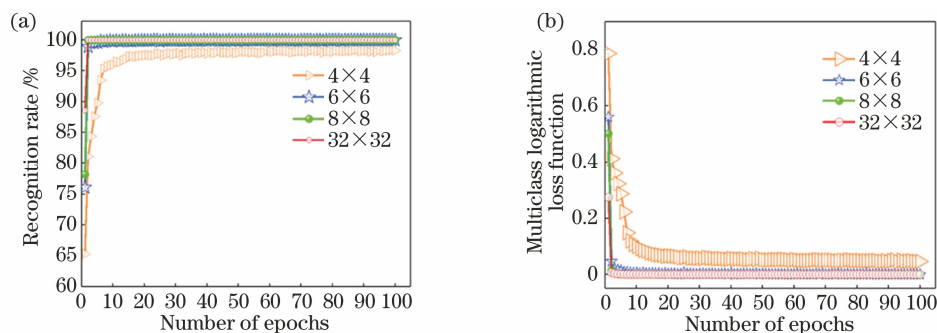


图 7 使用不同规模的光探测器阵列接收光场时模群分类识别实验结果。(a)模型识别率变化;(b)多类对数损失函数变化  
Fig. 7 Experimental results of mode group classification and recognition when arrays of light detectors of different sizes are used to receive light field. (a) Variation of recognition rate; (b) variation of multiclass logarithmic loss function

为了降低智能识别模型的成本,采用低密度的光探测器阵列接收多模光场信息是一种可选方案。将接收的模式光场强度分布图片分别重构为分辨率为  $8 \times 8$ ,  $6 \times 6$ ,  $4 \times 4$  的图片,以模拟低密度光探测器阵列接收方案所获取的信息,并用其进行模型的训练与识别。模型训练结果如图 7 所示:1)分辨率为  $8 \times 8$  时,第一轮训练识别率为 78.2%,多分类损耗函数值为 0.502;在 100 轮的训练后,训练识别率迅速向 100% 靠近并最后稳定在 100%,损耗函数值也下降到  $1.19 \times 10^{-7}$ ;2)分辨率为  $6 \times 6$  时,由于图片蕴含的信息比分辨率为  $8 \times 8$  时少,所以在第一轮训练时识别率下降为 76.1%,多分类损失函数值上升为 0.561,但是经过 100 轮训练之后识别率也能稳定达到 100%,并且损失函数值也能下降到  $3.62 \times$

$32 \times 32$  大小并将其输入到 CNN 训练原始模型。如图 7 中空圆线所示,经过 100 次的训练迭代之后,智能识别模型的识别率从 88.6% 稳定提升到 100%,其多分类对数损失函数也从 0.275 下降到  $1.19 \times 10^{-7}$ 。因此,实验结果显示智能识别模型对模群识别的有效性。

$10^{-6}$ ;3)分辨率为  $4 \times 4$  意味着模拟的光探测器阵列变得更加稀疏,获取的光场图片所包含的强度分布信息量也进一步减少。因而,在第一轮训练后,训练识别率与损失函数值仅为 65.3% 与 0.788,与前两种情况相比,初始性能下降明显。在经过 100 轮训练后,识别率收敛到 98.3% 附近,损失函数值下降到 0.0463。从实验结果来看,尽管分辨率已大幅降低,但本智能识别模型的识别率能满足模群识别的要求。如果使用更多的光场图片和更多的迭代次数来进行训练,其模式/群识别率以及识别数目也能进一步增加。

## 4 结 论

为应对基于模式/模群复用的多模光纤通信系

统的性能提升需求,提出了一种基于卷积神经网络的模式/模群智能识别方法,并对其进行了理论和实验研究。利用多平面光转换模式复用器和普通 OM2 多模光纤搭建了模群识别验证实验,通过接收多模混合的  $32 \times 32$  高分辨率光场信息,对神经网络进行训练和验证。智能模群识别结果显示,此方法可以实现 100% 的模群识别率。为了降低识别方法的实现成本,进一步将分辨率为  $32 \times 32$  的图片重构为分辨率为  $8 \times 8, 6 \times 6, 4 \times 4$  的图片,以模拟低密度光探测器阵列接收的识别能力。实验测得低分辨率光场信息经神经网络训练后,最终的训练识别率分别可达 100%, 100%, 98.3%。实验结果充分表明,利用稀疏光探测器阵列也能实现模群的高识别率。简而言之,本研究从仿真和实验上证明了卷积神经网络对光纤模式/模群的智能识别能力,可为多模光纤通信系统性能提升与智能光性能监测提供技术支撑。

### 参 考 文 献

- [1] Kilper D, Bergman K, Chan V W S, et al. Optical networks come of age [J]. Optics and Photonics News, 2014, 25(9): 50-57.
- [2] Wang K, Nirmalathas A, Lim C, et al. Space-time-coded high-speed reconfigurable card-to-card free-space optical interconnects [J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2017, 9(2): A189-A197.
- [3] Berdagué S, Facq P. Mode division multiplexing in optical fibers [J]. Applied Optics, 1982, 21(11): 1950-1955.
- [4] Li G F, Bai N, Zhao N B, et al. Space-division multiplexing: the next Frontier in optical communication [J]. Advances in Optics and Photonics, 2014, 6(4): 413-487.
- [5] Winzer P J. Spatial multiplexing in fiber optics: the 10X scaling of metro/core capacities [J]. Bell Labs Technical Journal, 2014, 19: 22-30.
- [6] Li J P, Liu J, Gao S C, et al. Manipulation and transmission technologies of optical field for multidimensional multiplexing optical fiber communication [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(1): 0126008.  
李建平, 刘洁, 高社成, 等. 面向光纤通信多维复用的光场调控与传输技术 [J]. 光学学报, 2019, 39(1): 0126008.
- [7] Zhang Q, Guo Y B, Chen J K, et al. A communication experiment using mode division multiplexing with phase modulation-coherent detection [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0306001.  
张强, 郭玉彬, 陈嘉轲, 等. 基于相位调制-相干检测的模分复用通信实验 [J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0306001.
- [8] van Uden R G H, Correa R A, Lopez E A, et al. Ultra-high-density spatial division multiplexing with a few-mode multicore fibre [J]. Nature Photonics, 2014, 8(11): 865-870.
- [9] Carpenter J, Thomsen B C, Wilkinson T D. Degenerate mode-group division multiplexing [J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(24): 3946-3952.
- [10] Wen H, Xia C, Velázquez-Benítez A M, et al. First demonstration of six-mode PON achieving a record gain of 4 dB in upstream transmission loss budget [J]. Journal of Lightwave Technology, 2016, 34(8): 1990-1996.
- [11] Li J P, Hu J K, Zou D D, et al. Terabit mode division multiplexing discrete multitone signal transmission over OM2 multimode fiber [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2020, 26(4): 1-8.
- [12] Benyahya K, Simonneau C, Ghazisaeidi A, et al. Multiterabit transmission over OM2 multimode fiber with wavelength and mode group multiplexing and direct detection [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018, 36(2): 355-360.
- [13] Tu J J, Li Z H. Review of space division multiplexing fibers [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(1): 0106003.  
涂佳静, 李朝晖. 空分复用光纤研究综述 [J]. 光学学报, 2021, 41(1): 0106003.
- [14] Pei L, Wang J S, Zheng J J, et al. Research on specialty and application of space-division-multiplexing fiber [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(10): 1002001.  
裴丽, 王建帅, 郑晶晶, 等. 空分复用光纤的特性及其应用研究 [J]. 红外与激光工程, 2018, 47(10): 1002001.
- [15] Pei L, Li Z Q, Wang J S, et al. Review on gain equalization technology of fiber amplifier using space division multiplexing [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(1): 0106001.  
裴丽, 李祉祺, 王建帅, 等. 空分复用光纤放大器增益均衡技术研究进展 [J]. 光学学报, 2021, 41(1): 0106001.
- [16] Zhong W B, Dong Z D, Zhang L, et al. Mode converter of optical fiber communication system based on space division multiplexing [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(11): 1106003.

- 钟文博, 董昭达, 张玲, 等. 基于空分复用光纤通信系统模式转换器的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(11): 1106003.
- [17] Lu S F, Xiao Y Y, Jiang X Y. Research on fused taper all fiber multi-mode multiplexer/de-multiplexer [J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45 (7): 0706002.
- 陆少凡, 肖悦娉, 蒋晓勇. 熔融拉锥型全光纤多模式复用器/解复用器研究[J]. 中国激光, 2018, 45(7): 0706002.
- [18] Wang L L, Ruan Z S, Wang H Y, et al. Deep learning based recognition of different mode bases in ring-core fiber [J]. Laser & Photonics Reviews, 2020, 14(11): 2000249.