

激光与光电子学进展

基于注意力机制的轨道角动量多叠加态识别方法

周旭^{1,2}, 陈纯毅^{1,2*}, 于海洋^{1,2}, 倪小龙¹, 胡小娟^{1,2}¹长春理工大学光电测控与光信息传输技术教育部重点实验室, 吉林 长春 130022;²长春理工大学计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022

摘要 在自由光空间通信领域,使用不同束腰半径组合的涡旋叠加光束可以在同一信道开销下传递更多信息。受大气湍流影响涡旋光束会发生相位扰动,进而影响其轨道角动量(OAM)模式识别。现有模型无法准确识别受随机大气湍流影响而发生扰动的OAM叠加光束模式。因此,提出一种基于注意力机制的深度学习识别方法。将注意力机制模块嵌入到VGG-16中,以提升模型对不同状态叠加光束模式的感知性能。另外为模拟湍流的真实状态,利用功率谱反演法模拟大气湍流,并使用次谐波补偿随机湍流屏的低频信息。同时,建立受到随机湍流影响发生相位扰动的OAM叠加光束数据集,利用该数据集训练所提模型。实验结果表明,在未知大气湍流强度条件下,对比传统方法,所提方法对OAM的识别准确率最高提升了4.46%。这表明了该模型对识别OAM叠加光束的有效性,以及良好的鲁棒性和较好的泛化能力,为识别OAM模式提供一种新的方法。

关键词 涡旋光束; 轨道角动量; 注意力机制; 深度学习; 大气湍流

中图分类号 TN929.12

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223103

Orbital Angular Momentum Multi-Superposition Identification Method Based on Attention Mechanism

Zhou Xu^{1,2}, Chen Chunyi^{1,2*}, Yu Haiyang^{1,2}, Ni Xiaolong¹, Hu Xiaojuan^{1,2}¹Key Laboratory of Photoelectric Measurement & Control and Optical Information Transfer Technology, Ministry of Education, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China;²School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China

Abstract In free-space optical communication, vortex-superimposed beams with different radius combinations can transmit more information at the same channel overhead. However, the vortex beam undergoes phase disturbances owing to atmospheric turbulence, affecting the ability to identify its orbital angular momentum (OAM) modes. Existing models cannot precisely identify OAM superimposed beam modes perturbed by random atmospheric turbulence. Therefore, a deep learning recognition method based on attention mechanism is proposed. The attention mechanism module is embedded in VGG-16 to improve the perception performance of the model for superimposed beam modes in different states. In addition, the atmospheric turbulence is simulated using the power spectrum inversion method to simulate the actual state of turbulence, and subharmonics are used to compensate for the low-frequency information of the random turbulence screen. An OAM superimposed beam dataset affected by random turbulence is established, and the proposed model is trained using this dataset. The experimental results show that under the condition of unknown atmospheric turbulence intensity, the accuracy of the proposed method compared to those of traditional methods improves by up to 4.46%. This demonstrates the effectiveness of the model for identifying OAM superimposed beams. In addition, the proposed model exhibits good robustness and generalization ability. This study provides a new method for identifying OAM modes.

Key words vortex beams; orbital angular momentum; attention mechanism; deep learning; atmospheric turbulence

收稿日期: 2022-11-18; 修回日期: 2022-12-15; 录用日期: 2022-12-30; 网络首发日期: 2023-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(62275033)、吉林省科技发展计划(YDZJ202101ZYTS151)、吉林省教育厅科学技术研究项目(JJKH20210844KJ)

通信作者: *chenchunyi@hotmail.com

1 引言

近年来,为解决复用通信技术在现有资源上的利用已经达到瓶颈的问题^[1],具有频谱资源充足、信息容量大、保密性好等优势^[2-4]的轨道角动量(OAM)复用技术越来越受到重视。1992年,Allen等^[5]提出带有相位因子 $\exp(-il\theta)$ 的拉盖尔-高斯(LG)光束,其中每个光子都携带 $\hbar l$ 的轨道角动量, \hbar 为普朗克常数, l 为拓扑荷数,也称之为 OAM 模态,它可以为任意整数或分数^[6-7]。由于不同模态的 OAM 涡旋光束的相互正交性,使得 LG 光束可以实现多路信息在同一空间路径上传输,从而有效提升了通信系统容量。所以,在接收端实现 OAM 光束解复用逐渐成为一个热门研究方向。

目前识别 OAM 涡旋光束有两类方法,即物理学方法和机器学习方法。在物理光学研究中,2010年,Berkhout等^[8]利用坐标变换改变方位角,将 OAM 涡旋光束转换成横向分布的平面波,通过透镜在水平位置上检测出不同的 OAM 模态。2017年,Zheng等^[9]证明环形相位光栅可以生成比环形振幅光栅更好的衍射图,可以利用环形相位光栅检测 OAM 涡旋光束的模态。然而,基于物理光学的方法检测大气湍流影响后的 OAM 涡旋光束会造成模型精度不足,甚至模型无法求解,难以应用于实际工程中。近年来,由于机器学习在图像处理领域发挥了巨大的作用,大量学者利用卷积神经网络(CNN)建立多种检测 OAM 涡旋光束模态的模型,取得了突破性进展^[10-15]。2019年,Wang等^[16]利用 ResNet 模型对 4 进制、8 进制、10 进制、16 进制的 OAM 涡旋光束进行识别,证明了深度学习框架在 OAM 识别任务中的可行性。同年,尹霄丽等^[17]引入锐利度,发现当强度相对分布为 1 时,OAM 叠加光束的锐利度最大,虽然这种方法在弱湍流条件下是有效的,但模型并没有考虑不同束腰半径对 OAM 叠加光束光强分布图案的影响。2020年,Hao等^[18]基于深度学习对单 OAM 涡旋光束进行探测,该方法在固定湍流下有着很好的识别率,但没能说明模型在未知湍流中的性能,且该识别方法仅能作用在单模态 OAM 涡旋光束中。2022年,史晨寅等^[19]优化了 CNN,使其可以识别 OAM 光束模态的范围达到了 1~160。但该方法同样仅能作用在单模态 OAM 涡旋光束中。

现有模型无法准确识别受随机大气湍流影响而发生扰动的 OAM 叠加光束模态。针对上述问题,在未知大气湍流强度下,提出了一种基于注意力机制的深度学习识别方法。首先,将注意力机制模块嵌入到传统 VGG-16 中,同时加入 BN (Batch Normalization) + Dropout 层,以提升模型对不同状态 OAM 叠加光束的感知性能。对比以往方法,改进后模型对受到未知湍流强度影响发生相位扰动的 OAM 叠加光束模态的

识别准确率最高提升了 4.46%。

2 基本原理(实验仿真)

2.1 建立叠加 LG 光束模型

LG 光束作为最常见的涡旋光束,拥有完美的正交性且能够较好地表示 OAM 叠加光束的光强分布。此实验将 LG 光束作为实验涡旋光束,其在源平面处的复振幅表达式^[20]为

$$\begin{aligned} U_l(r, z=L) = & \sqrt{\frac{2p!}{\pi(p+|l|)!}} \frac{1}{\omega_L} \left(r\sqrt{2}/\omega_L \right)^{|l|} \cdot \\ & \exp\left(\frac{-r^2}{\omega_L^2}\right) L_p^{|l|}\left(\frac{2r^2}{\omega_L^2}\right) \cdot \exp\left[\frac{ikr^2L}{2(L^2+Z_R^2)}\right] \cdot \\ & \exp(-il\theta) \cdot \exp\left[-i(2p+|l|+1) \cdot \arctan(L/Z_R)\right], \end{aligned} \quad (1)$$

式中: r 为位于 L 处平面上的一点到光轴的距离; p 为径向指数; l 为拓扑荷数,或 OAM 模态; $\omega_L = \omega_0 \left[\sqrt{1+(L/Z_R)^2} \right]^2$ 是高斯光束半径; $L_p^{|l|}(\cdot)$ 为广义拉盖尔多项式; $k=2\pi/\lambda$ 为波数, λ 为波长; $Z_R = \pi\omega_0^2/\lambda$ 为瑞利距离, ω_0 为束腰半径; θ 为 r 所对应的极角。需特别指出的是,相位因子 $\exp(-il\theta)$ 让 LG 光束可以携带 OAM 信息。当 $+l$ 和 $-l$ 两束 LG 光束相互叠加,它们生成的波包不会随传输距离的改变而发生改变,较为稳定^[21]。所以为了方便,表示为 $U_l(r, z=L)$, 令

$$\begin{aligned} u_l(r, z=L) = & \sqrt{\frac{2p!}{\pi(p+|l|)!}} \frac{1}{\omega_L} \left(r\sqrt{2}/\omega_L \right)^{|l|} \cdot \\ & \exp\left(-r^2/\omega_L^2\right) L_p^{|l|}\left(2r^2/\omega_L^2\right) \cdot \exp\left[\frac{ikr^2L}{2(L^2+Z_R^2)}\right] \cdot \\ & \exp\left[-i(2p+|l|+1) \arctan(L/Z_R)\right], \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $u_l(r, z=L)$ 为径向振幅。将式(2)代入式(1)中,可以得到

$$U_l(r, z=L) = u_l(r, z=L) \exp(-il\theta). \quad (3)$$

其叠加后的电场分布为

$$\begin{aligned} U_{\text{two}}(r, z=L) = & U_l(r, z=L) + \\ & U_{-l}(r, z=L). \end{aligned} \quad (4)$$

部分数据集如图 1 所示。

可以看出当 $\omega_{01} = \omega_{02}$ 时,模态指数互为相反数的 OAM 叠加光束光强分布图案为对称的“花瓣”形状,“花瓣”的瓣数为 $2|l|$, 对称的 OAM 叠加光束相对于单 OAM 涡旋光束光强分布更加特别,易于被 CNN 模型识别分类。当 $\omega_{01} > \omega_{02}$ 或 $\omega_{01} < \omega_{02}$ 时,会发生“拖尾”现象,其中 ω_{01} 和 ω_{02} 表示不同的涡旋光束的束腰半径通过“拖尾”的方向可以看出束腰半径 ω_0 较大一方 OAM 模态的正负,为 OAM 模态解复用研究提供一种新的解决方案。同时,当径向指数不为 0 时, OAM

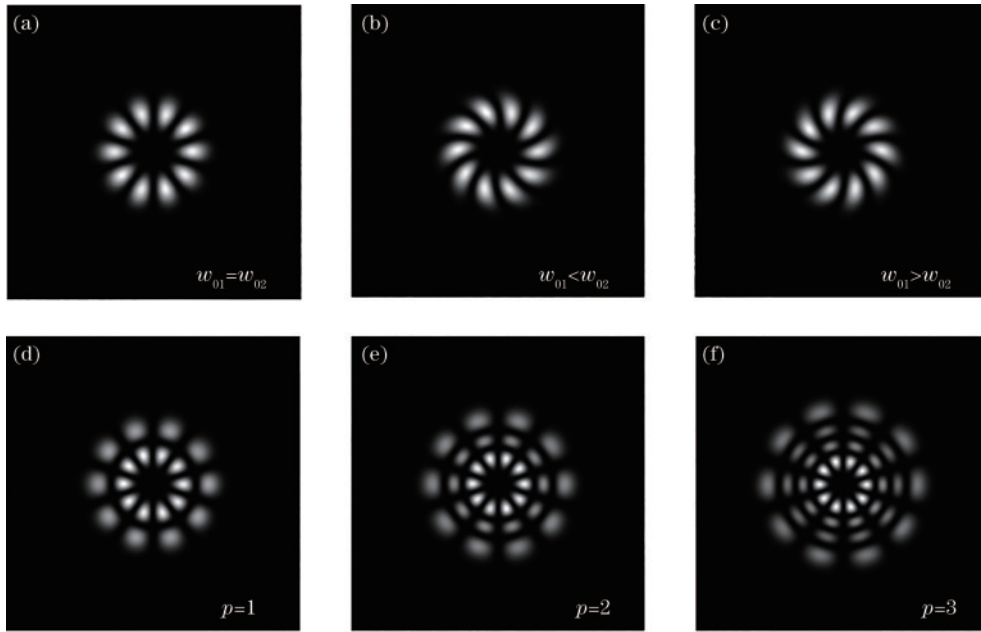


图 1 OAM 叠加光束。(a)~(c)不同束腰半径组合;(d)~(f)径向指数不为 0
Fig. 1 OAM superimposed beams. (a)~(c) Different waist radius; (d)~(f) radial index is not 0

叠加光束产生了新的空间维度,可以进一步提高信道容量^[22]。

2.2 注意力机制模块

深度学习中的注意力机制来源于人脑的注意力机制,即当接收到某种信息时,人的注意力会集中在感兴趣的区域上。在深度学习任务当中,注意力机制会着重学习输入信息各个通道的重要性,通过赋予不同通道的权重值,达到有目的地关注学习通道的特征信息,淡化无用信息的影响。所提方法是通过嵌入一种轻量级注意力机制网络 SENet(squeeze-and-excitation networks)模块^[23]改进 VGG-16 网络模型。

SENet 模块示意图如图 2 所示,它由两个操作组成:挤压(squeeze)和激发(excitation)。SENet 模块首先进行挤压操作,通过全局平均池化使每一个特征通道都转变成一个实数,这个实数具有全局感受野。这样做的目的是,使靠近输入的层也可以获得全局的感受野。而后进行激发操作,即全局平均池化之后,经过全连接层、ReLU 激活函数、全连接层、Sigmoid 激活函数。经过 Sigmoid 激活函数之后,得到 C 个 0~1 之间的值。这 C 个 0~1 之间的值就相当于全局平均池化前 C 个通道的权重值,将 C 个权重值与 C 个通道相乘,

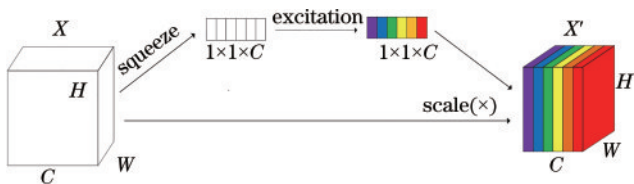


图 2 SENet 模块示意图
Fig. 2 Schematic diagram of SENet block

完成在通道维度上的对原始特征的重标定,从而达到有目的地学习重要通道的特征信息,淡化无用特征信息的影响。

2.3 改进的 VGG-16 模型

现有网络模型无法精准识别 OAM 叠加模态,因此提出一种适用于识别 OAM 叠加光束模态的 SE-VGG-16 模型。VGG-16 模型通过加深网络层数增强了特征提取的效果,简化网络结构,便于进行硬件加速。该模型全部采用 3×3 的小尺寸卷积计算,减少了参数设置,提高了模型的分类识别准确率。与传统 VGG-16 模型不同的是,改进后的模型分别在卷积层和池化层后边加入了 BN+Dropout 层,加快了网络训练和收敛速度,避免了梯度消失、梯度爆炸等问题。对每个卷积层都进行全零填充,使所提方法在学习过程充分考虑特征图的边缘信息。同时嵌入 SENet 模块,通过 SENet 模块对原始特征通道赋予权重值,从而达到有目的地学习重要通道的特征信息,淡化无用特征信息对识别 OAM 叠加光束模态的影响,进一步提升模型对 OAM 叠加光束模态识别的准确率。

改进后的网络结构如图 3 所示。首先,将受到大气湍流扰动的 OAM 叠加光束光强图像进行预处理,把尺寸为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的图像处理成 $112 \text{ pixel} \times 112 \text{ pixel}$;然后经过两层 3×3 卷积核的卷积层的特征提取,再通过一层最大池化层的下采样处理,减少参数量,得到尺寸为 $56 \text{ pixel} \times 56 \text{ pixel}$ 的特征图像;利用两层 3×3 卷积核的卷积层进行特征提取,最大池化层进行下采样处理,减少参数量,得到尺寸为 $28 \text{ pixel} \times 28 \text{ pixel}$ 的特征图像;通过三层 3×3 卷积核的卷积层的特征提取,然后经过最大池化层的下采样处理,减少超

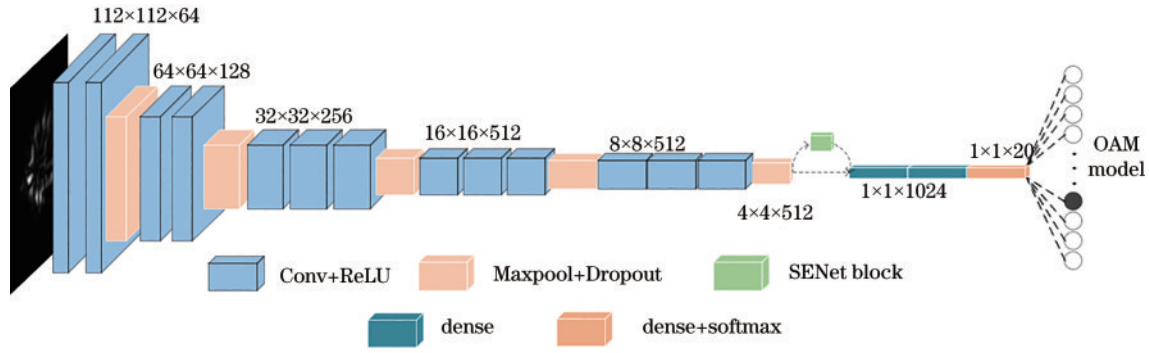


图 3 SE-VGG-16 模型示意图
Fig. 3 Schematic diagram of SE-VGG-16 model

参数的数量,得到尺寸为 14 pixel×14 pixel 的特征图像;进一步利用三层 3×3 卷积核的卷积层进行特征提取,再通过一层最大池化层的下采样处理,减少参数量,得到尺寸为 7 pixel×7 pixel 的特征图像;最后与 SENet 模块相连接,在通道维度上对原始特征进行标定,然后在展开拉直的基础上,3 层全连接层和 Softmax 分类器将对受到大气湍流扰动的 OAM 叠加光束进行模态识别。

2.4 仿真系统示意图

图 4 为识别叠加 OAM 光束模态仿真系统示意图。从发射端开始,激光器射出高斯光束,经过加载相位掩膜的空间光调制器(SLM)调制后产生不同 OAM 模态叠加的 LG 光束。叠加 LG 光束再通过大气湍流信道,受到湍流影响的 LG 光束会发生相位扰动,从而发生畸变。再由 CCD 相机采集发生畸变的 LG 光束,发送到已经训练好的 SE-VGG-16 模型当中,识别出叠加的 OAM 模态,进而恢复出原始信息。

3 分析与讨论

3.1 实验环境

实验操作平台为 Windows 系统,采用的 CPU 是 Intel (R) Core (TM) i7-10700F, GPU 为 NVIDIA

Quadro P4000,内存 16 G,利用 TensorFlow 2.5 深度学习框架实现 CNN 模型,用仿真程序构建数据集。

3.2 构建数据集及其参数

为更加真实地对受到大气湍流影响发生相位扰动的 OAM 叠加光束进行数值模拟,使用改进后的 von Karman 功率谱模型,并用功率谱反演法构建随机大气湍流屏,用次谐波法补偿其低频不足的问题^[24]。仿真模型参数如下:取样点数 $N=512$;湍流外尺度和湍流内尺度分别为 $L_0=50$ m、 $l_0=0.0003$ m;波长 $\lambda=1550$ nm;传播距离 $L=1000$ m;径向指数 $p=0$;大气湍流强度 C_n^2 分别取 1×10^{-16} 、 5×10^{-16} 、 1×10^{-15} 、 5×10^{-15} 、 1×10^{-14} 、 5×10^{-14} 、 1×10^{-13} $m^{-2/3}$ 等 7 个等级 ($C_n^2 < 1 \times 10^{-15} m^{-2/3}$ 为弱湍流, $1 \times 10^{-15} m^{-2/3} \leq C_n^2 \leq 1 \times 10^{-14} m^{-2/3}$ 为中湍流, $C_n^2 > 1 \times 10^{-14} m^{-2/3}$ 为强湍流)。如图 5 所示,随着大气湍流强度 C_n^2 的增加,OAM 叠加光束受到的相位扰动越大,发生的畸变就越大。同时,大气湍流对光束的影响具有随机性,所以当大气湍流强度 C_n^2 不变时,每种 OAM 叠加光束的模态 ($l=1 \sim 20$) 都随机生成 20 张模拟受到当前湍流强度影响的光强图像,并按照传统划分数据集的比例,将其中 16 张光强图像作为训练集,4 张光强图像作为测试集。最后将所有数据集进行混合,达到未知大气湍流强度的条件。

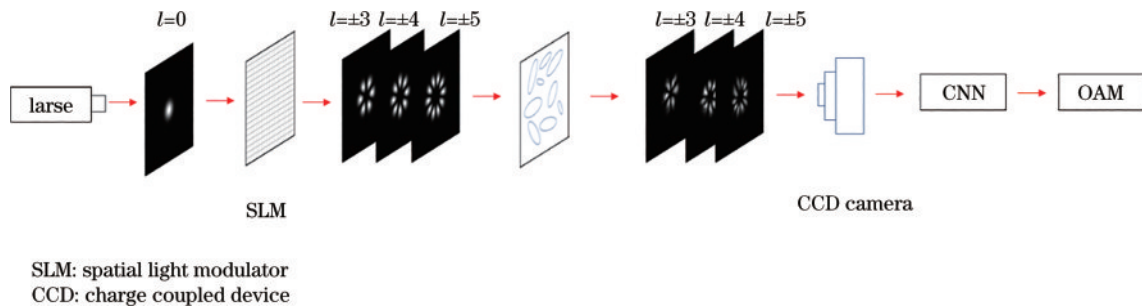


图 4 识别叠加 OAM 模态示意图
Fig. 4 Identification of superimposed OAM modal diagram

3.3 结果分析与讨论

现实工作环境下,大气湍流强度无法立刻被测量或估算,导致无法更好地利用在固定湍流强度条件下训练好的 CNN 模型,故将所有大气湍流强度等级下的

数据集整合在一起。在对 CNN 模型训练的过程中,加入随机种子对数据集进行随机乱序处理,从而使 CNN 模型可以对受到未知大气湍流强度影响的 OAM 叠加光束数据集进行学习训练。首先,在 OAM 叠加光束

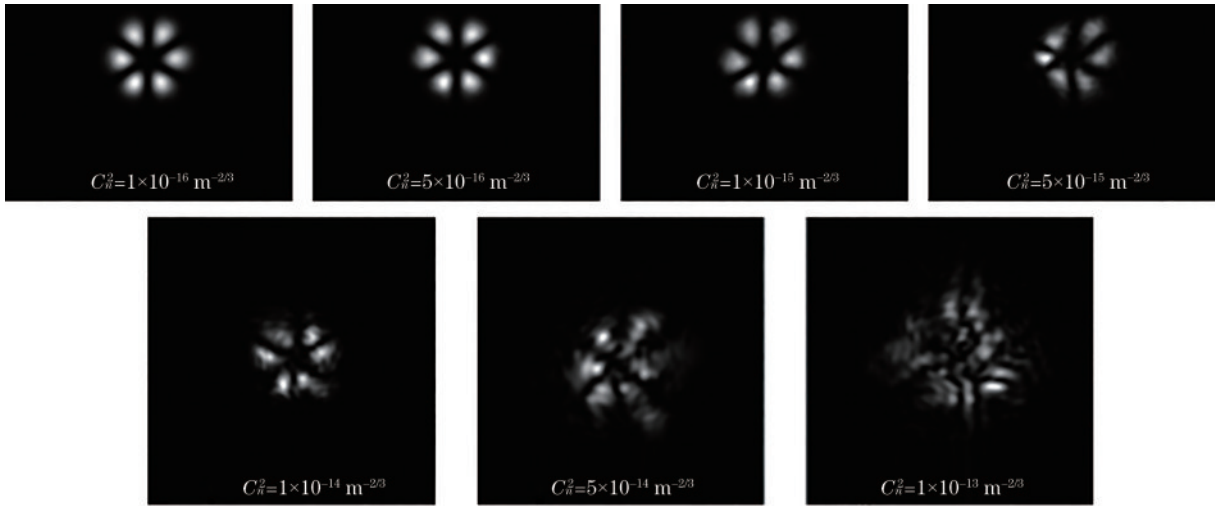


图 5 受到不同大气湍流强度影响的 OAM 叠加光束

Fig. 5 OAM superimposed beams affected by different atmospheric turbulence intensities

数据集上对几种传统 CNN 进行学习训练和测试,进而选取骨干网络。再对骨干网络进行改进,通过消融实验证明改进模型提高了对受到未知大气湍流强度影响的 OAM 叠加涡旋光束模态的识别准确率,从而更加适用于现实的工作场景当中。最后,为验证改进后模型的泛化能力、鲁棒性及在日后研究方向上的应用,在未知大气湍流强度条件下,训练改进模型对不同径向指数、不同波长和不同束腰半径组合的 OAM 叠加光束进行模态识别。

3.3.1 不同骨干网络对比

训练 OAM 叠加光束数据集时,光强分布图案的输入尺寸为 112 pixel×112 pixel, batch size 设置为 40,训练迭代次数 epoch 为 200 轮,损失函数为交叉熵损失。表 1 列出了使用 6 种经典 CNN 模型对 OAM 叠加光束数据集的识别准确率。实验数据表明,在经典 CNN 模型中,VGG-16 模型对受到未知湍流强度影响的 OAM 叠加光束模态识别准确率最高,准确率为 85.36%。相较于其他 CNN 网络模型 LeNet、AlexNet、InceptionNet-V1、ResNet 和 DenseNet 分别提高了 5.72、5.54、5.90、7.15 和 8.75 百分点,由此看出 VGG-16 模型相较于其他模型对 OAM 叠加光束数据集具有更好的特征提取能力,所以选择 VGG-16 模型

表 1 不同骨干网络对混合数据集的识别准确率

Table 1 Recognition accuracy of different backbone networks on mixed dataset

Backbone	Number of layers	Accuracy / %
LeNet	5	79.64
AlexNet	8	79.82
VGG-16	16	85.36
InceptionNet-V1	22	79.46
ResNet	50	78.21
DenseNet	121	76.61

作为骨干网络进行改进,提升对 OAM 叠加光束数据集的识别准确率。

3.3.2 消融实验分析

对 VGG-16 网络模型进行改进的部分主要集中在嵌入 SENet 模块和加入 BN+Dropout 操作。为测试嵌入 SENet 模块和进行 BN+Dropout 操作改进 CNN 模型的实际效果,设计了逐次增加 SENet 模块和加入 BN+Dropout 操作层的消融实验,在传统 VGG-16 模型上依次增加 BN+Dropout 操作、SENet 模块进行对比。从消融实验结果(表 2)中可以看出,增加 BN+Dropout 操作和嵌入 SENet 模块使 VGG-16 网络模型特征能力有了很大的提升。在 VGG-16 模型基础上单独加入 BN+Dropout 操作、SENet 模块的识别准确率比 VGG-16 模型分别高出 2.33%、1.60%。在 VGG-16 模型基础上同时加入 BN+Dropout 操作和 SENet 模块效果最佳,相比于传统 VGG-16 网络识别准确率提升了 4.46%,可以得知改进后的 VGG-16 模型对受到未知湍流强度影响的 OAM 叠加涡旋光束模态的识别准确率提升显著,更加适用于现实的工作场景当中。

表 2 改进的网络模型在混合数据集上的消融实验

Table 2 Ablation experiments of improved network models on mixed dataset

VGG-16	BN+Dropout	SENet block	Accuracy / %
✓			85.36
✓	✓		87.67
✓		✓	86.96
✓	✓	✓	89.82

3.3.3 模型泛化能力分析

为了研究改进后网络模型的泛化能力,利用改进后的网络模型对相同束腰半径下的数据集进行训练,测试对不同束腰半径组合的 OAM 叠加光束模态的识别准确率。图 6 为传输距离 $L=1000$ m,束腰半径组

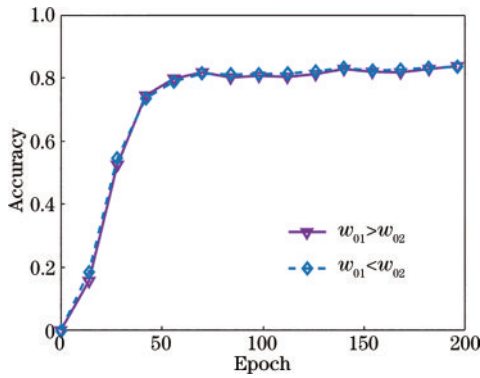


图6 训练好的模型对不同束腰半径组合的OAM叠加光束模态的识别准确率曲线

Fig. 6 Accuracy curve of OAM superimposed beam modes obtained by trained model with different combinations of girdle radius

合为 $w_{01} > w_{02}$ 、 $w_{01} < w_{02}$ 时,训练后的模型对不同束腰半径组合的OAM叠加光束模态的识别准确率曲线,识别准确率分别为 83.75%、83.57%。结果表明,在训练好的网络模型下识别不同束腰半径的OAM叠

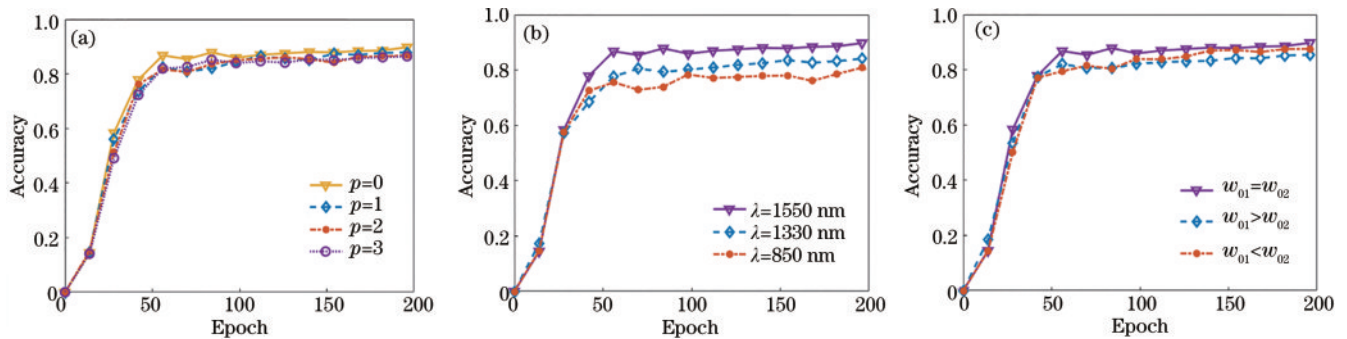


图7 改进模型对OAM叠加光束模态的识别准确率曲线。(a)不同径向指数;(b)不同波长;(c)不同束腰组合

Fig. 7 Recognition accuracy curves of OAM superimposed beam obtained by improved model. (a) Different radial indexes; (b) different wavelengths; (c) different combinations of girdle radius

4 结 论

本文研究了在未知大气湍流强度下CNN模型对OAM叠加光束模态的识别问题,并保证了模型的泛化能力和鲁棒性。首先,在基本模型的基础上选取骨干网络加以改进,改进后的CNN模型在未知湍流强度的条件下,对OAM叠加光束的识别准确率达到89.82%,比经典CNN模型最高识别准确率高出了4.46%。同时,用训练后的模型对不同束腰半径组合的OAM叠加光束进行模态识别,准确率达到83.57%以上。最后,训练模型在未知湍流强度条件下,对不同径向指数、不同波长和不同束腰半径组合的OAM叠加光束进行模态识别,准确率达到80.89%以上。结果表明,改进后的CNN模型能更加有效地识别在未知环境下的OAM叠加光束的模态,具有不错的鲁棒性和较好的泛化能力,为识别OAM模态提供一种新的思路。

加光束的识别准确率达到83.57%以上,证明模型具有较好的泛化能力。

3.3.4 模型鲁棒性分析

为验证改进后网络模型的鲁棒性,训练改进模型对OAM叠加光束径向指数 $p \neq 0$ 、不同波长 λ 及不同束腰组合等条件下的OAM模态进行识别。图7(a)为传输距离 $L=1000$ m,径向指数 p 分别为0、1、2、3时,改进后的模型对OAM叠加光束模态的识别准确率曲线,识别准确率分别为89.82%、87.86%、86.79%、86.43%。图7(b)为传输距离 $L=1$ km,波长 λ 为1550、1330、850 nm时,改进后的模型对OAM叠加光束模态的识别准确率曲线,识别准确率分别为89.82%、84.11%、80.89%。图7(c)为传输距离 $L=1$ km,束腰组合为 $w_{01} = w_{02}$ 、 $w_{01} > w_{02}$ 和 $w_{01} < w_{02}$ 时,改进的网络模型对OAM叠加光束模态的识别准确率曲线,识别准确率分别为89.82%、85.36%、87.56%。结果表明,在不同的径向指数、不同波长和不同束腰半径组合条件下,改进后的模型对OAM叠加光束的识别准确率均能达到80.89%以上,证明模型具有良好的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 柯熙政,王姣. 涡旋光束的产生、传输、检测及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2018: 2-5.
Ke X Z, Wang J. Generation, transmission, detection and application of vortex beam[M]. Beijing: Science Press, 2018: 2-5.
- [2] Ren Y X, Wang Z, Liao P C, et al. Experimental characterization of a 400 Gbit/s orbital angular momentum multiplexed free-space optical link over 120 m [J]. Optics Letters, 2016, 41(3): 622-625.
- [3] Wang J, Yang J Y, Fazal I M, et al. Terabit free-space data transmission employing orbital angular momentum multiplexing[J]. Nature Photonics, 2012, 6(7): 488-496.
- [4] 李锦江. 大气湍流信道下OAM复用通信物理层安全研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
Li J J. Research on physical layer security of OAM multiplexing communication under atmospheric turbulence channel[D]. Harbin: Harbin Institute of

- Technology, 2019.
- [5] Allen L, Beijersbergen M W, Spreeuw R J, et al. Orbital angular momentum of light and the transformation of Laguerre-Gaussian laser modes[J]. *Physical Review A*, 1992, 45(11): 8185-8189.
- [6] Nape I, Sephton B, Huang Y W, et al. Enhancing the modal purity of orbital angular momentum photons[J]. *APL Photonics*, 2020, 5(7): 070802.
- [7] Berry M V. Optical vortices evolving from helicoidal integer and fractional phase steps[J]. *Journal of Optics A: Pure and Applied Optics*, 2004, 6(2): 259-268.
- [8] Berkhout G C G, Lavery M P J, Courtial J, et al. Efficient sorting of orbital angular momentum states of light[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 105(15): 153601.
- [9] Zheng S, Wang J. Measuring orbital angular momentum (OAM) states of vortex beams with annular gratings[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7: 40781.
- [10] Huang Z B, Wang P P, Liu J M, et al. All-optical signal processing of vortex beams with diffractive deep neural networks[J]. *Physical Review Applied*, 2021, 15: 014037.
- [11] Tian Q H, Li Z, Hu K, et al. Turbo-coded 16-ary OAM shift keying FSO communication system combining the CNN-based adaptive demodulator[J]. *Optics Express*, 2018, 26(21): 27849-27864.
- [12] Doster T, Watnik A T. Machine learning approach to OAM beam demultiplexing via convolutional neural networks[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(12): 3386-3396.
- [13] Wang Z K, Dedo M I, Guo K, et al. Efficient recognition of the propagated orbital angular momentum modes in turbulences with the convolutional neural network[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2019, 11(3): 7903614.
- [14] Guo Z Y, Wang Z K, Dedo M I, et al. The orbital angular momentum encoding system with radial indices of Laguerre-Gaussian beam[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(5): 7906511.
- [15] 郑崇辉, 王天枢, 刘哲绮, 等. 深度迁移学习方法识别轨道角动量光束[J]. *光电工程*, 2022, 49(6): 210409.
Zheng C H, Wang T S, Liu Z Q, et al. Deep transfer learning method to identify orbital angular momentum beams[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2022, 49(6): 210409.
- [16] Wang Z K, Guo Z Y. Adaptive demodulation technique for efficiently detecting orbital angular momentum (OAM) modes based on the improved convolutional neural network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 163633-163643.
- [17] 尹霄丽, 郭翊麟, 崔小舟, 等. 基于卷积神经网络的多 OAM 态识别方法[J]. *北京邮电大学学报*, 2019, 42(1): 47-52.
Yin X L, Guo Y L, Cui X Z, et al. Method of mode recognition for multi-OAM multiplexing based on convolutional neural network[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2019, 42(1): 47-52.
- [18] Hao Y, Zhao L, Huang T, et al. High-accuracy recognition of orbital angular momentum modes propagated in atmospheric turbulences based on deep learning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 159542-159551.
- [19] 史晨寅, 韦宏艳, 贾鹏, 等. 基于机器学习检测相位畸变后的涡旋光束轨道角动量[J]. *光子学报*, 2022, 51(1): 0151123.
Shi C Y, Wei H Y, Jia P, et al. Detect the orbital angular momentum of vortex beams after phase distortion based on machine learning[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2022, 51(1): 0151123.
- [20] 柯熙政, 薛璞. 轨道角动量叠加态的产生及其检验[J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(4): 0417007.
Ke X Z, Xue P. Generation of orbital angular momentum superpositions and its test[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(4): 0417007.
- [21] 苏明样. 面向光通信的光学涡旋传输特性及复用技术研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2017.
Su M Y. Research on optical vortex transmission characteristics and multiplexing technology for optical communication[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2017.
- [22] 郭忠义, 龚超凡, 刘洪郡, 等. OAM 光通信技术研究进展[J]. *光电工程*, 2020, 47(3): 190593.
Guo Z Y, Gong C F, Liu H J, et al. Research advances of orbital angular momentum based optical communication technology[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(3): 190593.
- [23] Hu J, Shen L, Albanie S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [24] 陈纯毅, 杨华民, 任斌, 等. 激光大气湍流传输数值实验建模与计算机模拟[J]. *系统仿真学报*, 2018, 30(6): 2133-2143.
Chen C Y, Yang H M, Ren B, et al. Modeling and computer simulation of numerical experiments on laser propagation through atmospheric turbulence[J]. *Journal of System Simulation*, 2018, 30(6): 2133-2143.