

引用本文:宋芝依,金兆祥,王雨燕,等.基于卷积神经网络的高阶复合LG光束的OAM模式识别[J].光通信技术,2023,47(4):58-61.

基于卷积神经网络的高阶复合LG光束的OAM模式识别

宋芝依,金兆祥,王雨燕,陈建飞,张胜*

(南京邮电大学 电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院,南京 210023)

摘要:针对复杂大气湍流干扰、径向指数不为零的高阶复合拉盖尔-高斯(LG)光束模式识别准确率低的问题,提出一种基于卷积神经网络(CNN)的高阶复合LG光束的轨道角动量(OAM)模式识别方法,构建了一种基于CNN的OAM模式识别模型来研究复杂大气湍流条件下不同波长、不同传输距离对径向高阶复合LG光束模式识别准确率的影响。仿真结果表明:在复杂大气湍流情况下,当传输距离为1 km,CNN训练100次后,波长分别为850、1 310、1 550 nm的高阶复合LG光束模式识别准确率均达到98.8%以上;当波长为1 550 nm,传输距离分别为1、2、3 km时,该模型的模式识别准确率均达到86.8%以上。

关键词:轨道角动量;大气湍流;卷积神经网络;模式识别

中图分类号:TN929.12 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-5561(2023)04-0058-04

DOI:10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2023.04.011

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



OAM pattern recognition of high order composite LG beams based on convolutional neural networks

SONG Zhiyi, JIN Zhaoxiang, WANG Yuyan, CHEN Jianfei, ZHANG Sheng*

(College of Electronics and Optical Engineering, School of Flexible electronics,
Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: Aiming at the problems of low pattern recognition accuracy of high-order composite Laguerre-Gaussian(LG) beams with complex atmospheric turbulence interference and non-zero radial index, a convolutional neural network (CNN) based orbital angular momentum (OAM) pattern recognition method for high-order composite LG beams is proposed. An OAM pattern recognition model based on CNN is constructed to study the influence of different wavelength and transmission distance on the pattern recognition accuracy of radial high-order composite LG beam under complex atmospheric turbulence conditions. The simulation results show that, under the condition of complex atmospheric turbulence, when the transmission distance is 1 km and the CNN training is 100 times, the pattern recognition accuracy of the high-order composite LG beam with wavelength of 850, 1 310 and 1 550 nm is above 98.8%. When the wavelength is 1 550 nm and the transmission distance is 1, 2 and 3 km respectively, the pattern recognition accuracy of the model is above 86.8%.

Key words: orbital angular momentum, atmospheric turbulence, convolutional neural network, pattern recognition

0 引言

涡旋光束具有螺旋状波前相位且携带轨道角动

量(OAM)。拉盖尔-高斯(LG)光束是自由空间光(FSO)通信系统中一种较为常见的涡旋光束,其模式具有2个自由度:拓扑荷数 l 和径向指数 p 。当 $p=0$ 时,涡旋光束为零阶径向LG光束;当 $p>0$ 时,涡旋光束为高阶径向LG光束^[1]。理论上,OAM具有无限个本征态,且携带不同OAM态的涡旋光束相互正交,因此在FSO通信中,利用不同OAM模式作为独立信道进行多路复用,可以极大提高通信系统的信道容量、通信速率和频带利用率^[2]。近年来,文献[2-3]研究了同时使用角向与径向模式的OAM复用系统,发现高阶径向LG光束在FSO通信链路中接收到的信号功率更高^[5]。

收稿日期:2023-02-02。

基金项目:国家自然科学基金项目(批准号:61601237)资助。

作者简介:宋芝依(1998—),女,硕士研究生,现就读于南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院,主要研究方向为轨道角动量光束、自由空间光通信技术以及基于深度学习的图像处理与分类。

*通信作者:张胜(1963—),男,博士,教授,硕士生导师,主要从事计算机应用技术、生物信息处理的研究工作。



在FSO通信系统的接收端,需要对收到的OAM光束模式进行高质量的识别,快速准确地检测OAM模式是保证通信质量的关键^[6]。大气湍流是影响FSO系统性能退化的主要原因,大气扰动会引起波前相位随机扰动,从而导致OAM光信号的模式串扰和强度退化。传统的模式检测方法效果较差^[7],卷积神经网络(CNN)以其强大的建模和特征学习能力成为一种高精度的OAM模式识别工具。2017年,DOSTER T等人^[8]证明了基于CNN的解调方法可以对复用的OAM模式进行解复用,其精度远高于传统解调方法,且对未知大气湍流和训练集大小具有鲁棒性。2018年,LI J等人^[9]研究了1 000 m自由空间链路下基于CNN的模式检测方案。2019年,WANG Z等人^[10]建立了一个6层CNN,实现了大气湍流下同轴复用OAM模式的识别。2020年,DEDO M I等人^[11]先利用Gerchberg-Saxton(GS)算法对畸变光束进行矫正,再利用CNN进行OAM模式识别,在强湍流环境下其分类准确率为78.12%。2021年,NA Y等人^[12]提出了一种大气湍流自适应神经网络,用于湍流下分数阶OAM模式的高分辨率识别,识别准确率可以达到99.2%。以上研究都具有较好的模式识别效果,但主要聚焦于 $p=0$ 的涡旋光束。

本文针对复杂大气湍流干扰、 $p>0$ 的高阶复合LG光束模式识别问题,提出一种基于CNN的高阶复合LG光束的OAM模式识别模型,以较少的层数、较低的计算复杂度实现较高的模式识别准确率。

1 信道模型

1.1 LG光束光强与振幅分布

LG光束的光强表达式^[13]为

$$u_p^l(r, \theta, z) = \sqrt{\frac{2p!}{(\pi(p+|l|))!}} \frac{1}{w(z)} \times \left[\frac{\sqrt{2}r}{w(z)} \right]^{|l|} L_p^{|l|} \left[\frac{2r^2}{w^2(z)} \right] \times \exp \left[\frac{-r^2}{w^2(z)} \right] \exp \left[\frac{-ikr^2 z}{2(z+z_R)} \right] \times \exp \left[i(2p+|l|+1) \tan^{-1} \frac{z}{z_R} \right] \exp(i\theta) \quad (1)$$

其中, r 为径向距离, θ 为方位角, z 为传播距离, k 为波数($k=2\pi/\lambda$), λ 为波长, $L_p^{|l|}$ 为归一化的拉盖尔多项式; $w(z)$ 为 z 处的光束半径, $w(z)=w_0 \sqrt{1+(z/z_R)^2}$, w_0 为光束束腰半径, $z_R=\pi w_0^2/\lambda$ 为瑞利距离。当 $p=0$ 时,LG光束的光强分布呈圆环状,其圆环半径随拓扑荷数 l

的增大而增大;当 $|l| \neq 0$ 且 $p>0$ 时,LG光束的光强分布呈 $p+1$ 个同心圆环状。

当 l 相同、 p 不同(p 分别为 p_1 和 p_2)的2个高阶径向LG光束共轴叠加时,所产生的叠加态复振幅分布可描述为

$$u(r, \theta, z) = u_{p_1}^l(r, \theta, z) + u_{p_2}^l(r, \theta, z) \quad (2)$$

1.2 各向异性大气湍流功率谱模型

在自由空间中,大气湍流具有各向异性且非均匀的特性,本文选用考虑内、外尺度影响的各向异性大气湍流功率谱模型描述湍流行为,生成随机多层相位屏模型,其空间功率谱函数表达式^[14]为

$$\Phi_n(k) = A(\alpha) \tilde{C}_n^2 \xi_x \xi_y \frac{\exp \left[-(\xi_x^2 k_x^2 + \xi_y^2 k_y^2 + k_z^2) / k_l^2 \right]}{(\xi_x^2 k_x^2 + \xi_y^2 k_y^2 + k_z^2 + k_0^2)^{\alpha/2}} \quad (3)$$

其中, ξ_x 和 ξ_y 分别为沿 x 和 y 方向上的各向异性系数, k_x, k_y, k_z 分别为 x, y, z 方向的波数, L_0 和 l_0 分别为大气湍流的外尺度和内尺度, α 为湍流功率谱指数且 $3 < \alpha <$

4 , $\tilde{C}_n^2$ 为大气湍流的广义折射率结构常数; k_0, k_l 分别为外尺度、内尺度参数,其中 $k_0=4\pi/L_0$, $k_l=c(\alpha)/l_0$, $c(\alpha)=[\pi A(\alpha)\Gamma(3/2-\alpha/2)(3-\alpha)/3]^{1/(\alpha-5)}$, $\Gamma(\cdot)$ 为Gamma函数; $A(\alpha)$ 是关于 α 的连续函数, $A(\alpha)=\Gamma(\alpha-1)\cos(\alpha\pi/2)/4\pi^2$ 。

2 基于CNN的OAM模式识别模型

CNN具有共享卷积核、局部感受野等特点,在图像处理方面具有显著优势^[15]。本文提出了一种基于CNN的高阶复合LG光束的OAM模式识别模型,模型结构如图1所示。该模型共7层:第一层为输入层,将输入的光束强度图像的像素从450×450压缩至30×30,并进行预处理;第二层为卷积层,包含20个步长为2、大小为5×5的卷积核;第三层为下采样层,使用步长为2、大小为2×2的采样窗口进行最大池化;第四层为卷积层,包含30个步长为3、大小为7×7的卷积核;第五层为全局最大池化层;第六层为全连接层,使用relu激活函数;第七层为使用softmax激活函数的输出层,得到图像的OAM模式信息。

本文所提出的模型采用5×5和7×7大小的卷积核可以降低网络复杂度,同时获得更好的全局特征;选用最大池化层以扩大感受野,减少信息量,降低计算复杂度;在全连接层使用Dropout和L2正则化以防止模型过拟合,提高泛化能力。

宋芝依,金兆祥,王雨燕,等:基于卷积神经网络的高阶复合LG光束的OAM模式识别

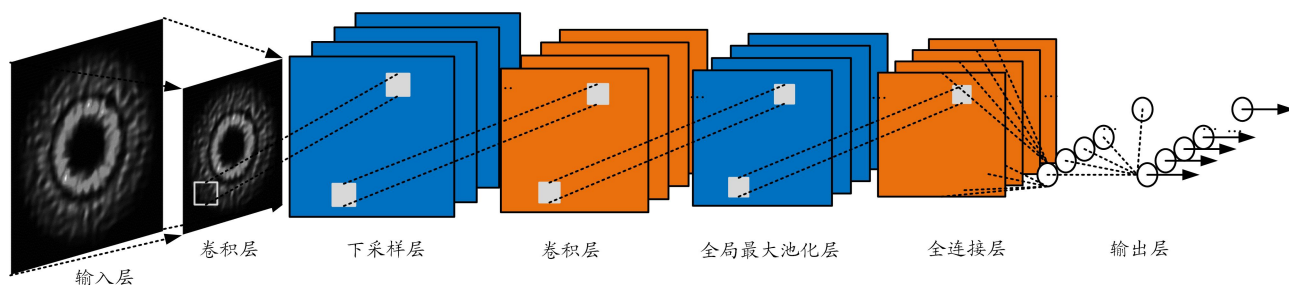


图1 基于CNN的OAM模式识别模型

3 数值仿真和结果分析

3.1 仿真环境

本文采用 Matlab 软件仿真大气湍流下 LG 光束的强度分布,仿真配置如下:CPU 为 Inter Core i7-12700H (主频为 2.70 GHz),GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3050-Ti,内存为 16 GB,操作系统为 Windows 11 x64,运行环境为 Tensorflow2.3.0,编程语言为 Python3.8.13。FSO 通信系统仿真参数设置如下:大气湍流内尺度 $l_0=0.01$ m,湍流外尺度 $L_0=10$ m,束腰半径 $w_0=3$ cm,光束图像的像素数 $N=512$,随机相位屏间距 $\Delta z=50$ m。

3.2 仿真结果与讨论

本文选用相同拓扑荷数、不同径向指数叠加的高阶复合 LG 光束 ($l=1\sim 10, p=1, p=2$ 共轴叠加),研究复杂湍流强度条件下 (大气折射率结构常数 C_n^2 分别取 10^{-17} 、 10^{-16} 、 10^{-15} 、 10^{-14} 、 10^{-13} $\text{m}^{-2/3}$),不同波长和传输距离时基于 CNN 的 OAM 模式识别准确率。本文对高阶复合 LG 光束的光强分布图进行训练和测试,每种复合模式下各采集 250 张图像作数据集,共 2 500 张,其中 2 000 张作为训练集,500 张作测试集。

3.2.1 不同波长、不同大气湍流强度下的强度分布

当传输距离为 1 km 时,不同波长、不同大气湍流强度下 $l=5$ 的高阶复合 LG 光束强度分布图如图 2 所示。可以看出,随着光束波长的增大,光束半径增大;

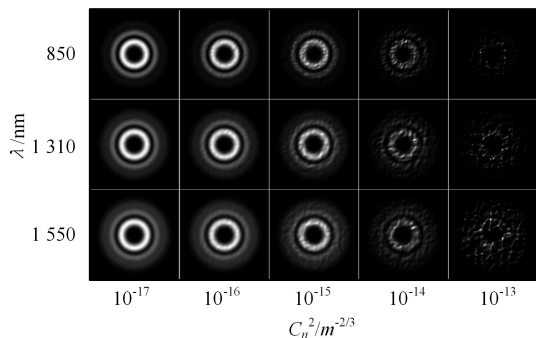


图2 不同波长、不同大气湍流强度下 $l=5$ 的高阶复合 LG 光束强度分布图

随着 C_n^2 的增大,FSO 通信系统接收到的光斑弥散破碎逐步严重。

3.2.2 不同波长条件下基于 CNN 的 OAM 模式识别准确率与训练次数关系

在复杂大气湍流强度情况下,当传输距离 $z=1$ km 时,不同波长光束条件下训练次数与识别准确率对应关系如图 3 所示。可以看出,训练次数越多,识别准确率越高;长波长光束的 OAM 模式识别准确率略高于短波长光束。CNN 训练 100 次后的 OAM 模式识别准确率如表 1 所示。可以看出,OAM 模式识别准确率均达 98.8% 以上。

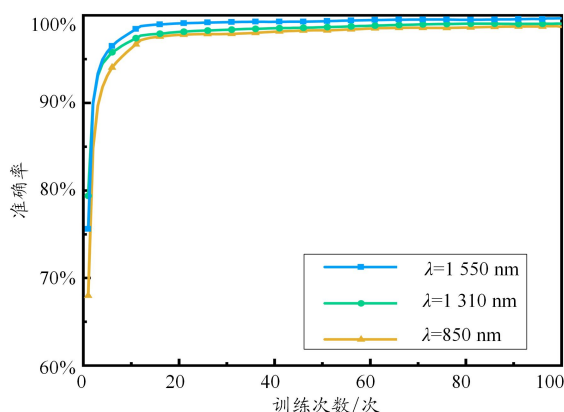


图3 不同波长条件下基于 CNN 的 OAM 模式识别准确率与训练次数关系图

表 1 不同波长条件下 CNN 训练 100 次后的 OAM 模式识别准确率

传输距离 z/km	波长 λ/nm	识别准确率
1	1 550	99.6%
	1 310	99.1%
	850	98.8%

3.2.3 不同传输距离下基于 CNN 的 OAM 模式识别准确率与训练次数关系

在复杂大气湍流强度情况下,当波长 $\lambda=1 550$ nm 时,不同传输距离条件下训练次数与 OAM 模式识别准确率的对应关系如图 4 所示。可以看出,训练次数越多,OAM 模式识别准确率越高,并且 OAM 模式识别

准确率随着距离的增加而下降,因此基于 CNN 的 OAM 模式识别方法更适用于短距离传输条件。CNN 训练 100 次后的 OAM 模式识别准确率如表 2 所示。可以看出,OAM 模式识别准确率均达 86.8% 以上。

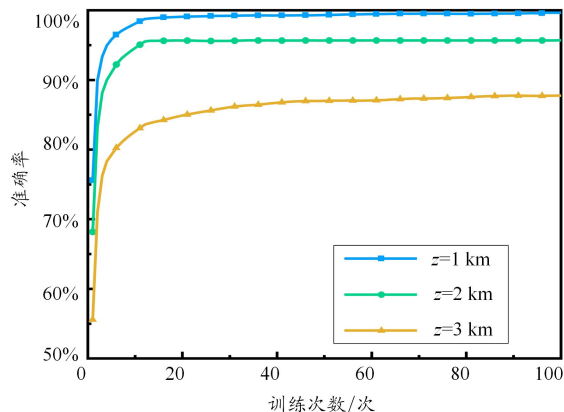


图 4 不同传输距离条件下, 基于 CNN 的 OAM 模式识别准确率与训练次数关系图

表 2 不同传输距离下 CNN 训练 100 次后的 OAM 模式识别准确率

波长 λ/nm	传输距离 z/km	识别准确率
1 550	1	99.6%
	2	96.0%
	3	86.8%

4 结束语

本文就复杂大气湍流条件下高阶复合 LG 光束模式识别问题,提出了一种基于 CNN 的高阶复合 LG 光束的 OAM 模式识别模型,在生成多层随机相位屏仿真大气湍流的基础上,仿真验证了不同波长、不同传输距离时高阶复合 LG 光束 OAM 模式的识别效果。实验数据表明:在复杂大气湍流条件下,CNN 训练 100 次后,当传输距离为 1 km 时,波长分别为 850、1 310、1 550 nm 的高阶复合 LG 光束模式识别准确率均达到 98.8% 以上;当波长为 1 550 nm 时,传输距离分别为 1、2、3 km 的高阶复合 LG 光束模式识别准确率均达到 86.8% 以上。本模型对提高 FSO 通信系统的速率和准确率均具有积极意义。

参考文献:

[1] ARLT J, DHOLAKIA K, ALLEN L, et al. The production of multi-ringed Laguerre - Gaussian modes by computer-generated holograms [J]. Journal

of Modern Optics, 1998, 45(6): 1231-1237.

[2] 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.

[3] XIE G, LI L, YAN Y, et al. Performance metrics for a free-space communication link based on multiplexing of multiple orbital angular momentum beams with higher order radial indices [C]. OSA OLEO: Applications and Technology, May 10-15, 2015, San Jose, USA. San Jose: OSA, 2015: JTh2A.62-1-JTh2A.62-2.

[4] XIE G, REN Y, HUANG H, et al. Experimental analysis of multiplexing/demultiplexing Laguerre Gaussian beams with different radial index [C]. OSA Frontiers in Optics 2014, October 19-23, Tucson, USA. Tucson, OSA: 2014: FTh4B.6-1-FTh4B.6-2.

[5] LI L, XIE G, YAN Y, et al. Power loss mitigation of orbital-angular-momentum-multiplexed free-space optical links using nonzero radial index Laguerre-Gaussian beams[J]. JOSA B, 2017, 34(1): 1-6.

[6] WANG J, LIU J, LI S, et al. Orbital angular momentum and beyond in free-space optical communications[J]. Nanophotonics, 2022, 11(4): 645-680.

[7] ANGUIA J A, NEIFELD M A, VASIC B V. Turbulence-induced channel crosstalk in an orbital angular momentum-multiplexed free-space optical link[J]. Applied Optics, 2008, 47(13): 2414-2429.

[8] DOSTER T, WATNIK A T. Machine learning approach to OAM beam demultiplexing via convolutional neural networks[J]. Applied Optics, 2017, 56(12): 3386-3396.

[9] LI J, ZHANG M, WANG D, et al. Joint atmospheric turbulence detection and adaptive demodulation technique using the CNN for the OAM-FSO communication[J]. Optics Express, 2018, 26(8): 10494-10508.

[10] WANG Z, 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): 1-14.

[11] DEDO M I, WANG Z, GUO K, et al. OAM mode recognition based on joint scheme of combining the Gerchberg - Saxton (GS) algorithm and convolutional neural network (CNN) [J]. Optics Communications, 2020, 456: 124696-1-124696-8.

[12] NA Y, KO D K. Adaptive demodulation by deep-learning-based identification of fractional orbital angular momentum modes with structural distortion due to atmospheric turbulence [J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1-12.

[13] ALLEN L, BEIJERSBERGEN M W, SPREEUW R J C, et al. Orbital angular momentum of light and the transformation of Laguerre-Gaussian laser modes[J]. Physical Review A, 1992, 45(11): 81-85.

[14] TANG H, XU W, WU G. Average capacity of OAM-multiplexed FSO system with vortex beam propagating through non-Kolmogorov turbulence [J]. China Communications, 2016, 13(10): 153-159.

[15] 尹霄丽,崔小舟,常欢,等. 基于机器学习的轨道角动量光束模式探测技术研究进展[J]. 光电工程, 2020, 47(3): 129-143.