

深度学习辅助测量强散射涡旋光束拓扑荷数

刘雪莲, 陈旭东*, 林志立**, 刘卉, 朱香渝, 张晓雪

华侨大学信息科学与工程学院福建省光传输与变换重点实验室, 福建 厦门 361021

摘要 涡旋光具有特殊的螺旋相位因子, 使用涡旋光进行通信编码能够极大地提高通信容量。实际通信环境的湍流、雾霾会导致涡旋光发生散射而形成散斑, 这使得涡旋光通信的实际应用难度加大。因此, 从散斑中准确高效地测量入射涡旋光的拓扑荷数对涡旋光通信具有重大意义。涡旋光经过散射介质之后形成的散斑场的特性与其拓扑荷数息息相关。基于深度神经网络高效的特征提取特点, 采用分类神经网络实现了经过散射后的涡旋光拓扑荷数的测量, 且测量准确率达到 100%。

关键词 物理光学; 涡旋光束; 拓扑荷数; 散射; 图像分类; 神经网络

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1426001

Deep-Learning-Assisted Detection For Topological Charges of Vortex Beams Through Strong Scattering Medium

Liu Xuelian, Chen Xudong*, Lin Zhili**, Liu Hui, Zhu Xiangyu, Zhang Xiaoxue

Key Laboratory of Optical Transmission and Transformation of Fujian Province, School of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, Fujian, China

Abstract Vortex beams have special spiral phase factors, and the communication capacity can be greatly improved by using vortex beams for communication coding. The atmospheric turbulence and haze in the actual communication environment will lead to the scattering of vortex beams and form speckles, which increases the difficulty of information decoding in the vortex optical communication. Therefore, it is of great significance to accurately and efficiently measure the topological charges of vortex beams from the speckles for their application in vortex optical communication. The characteristics of the speckle field formed after vortex beams passing through scattering medium are closely related to the topological charges. Based on the efficient feature extraction of depth neural network, the measurement of topological charges of scattered vortex beams is realized by using classified neural network, and the measurement accuracy is up to 100%.

Key words physical optics; vortex beam; topological charge; scattering; image classification; neural network

1 引言

涡旋光是一种具有螺旋相位波前的奇异光束, 其螺旋相位可表示为 $\exp(i\varphi)$, 其中 l 为拓扑荷数, φ 为方位角。每一个光子携带 $l\hbar$ 的轨道角动量(OAM)^[1], 其中 \hbar 为约化普朗克常数。由于涡旋光束具有特殊的性质, 故其在光镊技术^[2]、自由空间光通信^[3-6]、光学成像^[7]和信息加密^[8-9]等诸多领域中均受到了广泛关注。尤其在光通信领域中, 与已有的调制、复用技术相比, 利用 OAM 实现信号调制和 OAM 多路复用技术不仅

提高了信息传输的效率, 还能够极大地提高通信容量^[4]。在 OAM 光通信中, 准确高效的 OAM 检测是必不可少的环节之一。近几十年来, 研究者们已经建立了多种测量自由空间涡旋光束拓扑荷数的方法^[10]。其中: 利用干涉的方式包括马赫-曾德尔干涉^[11]、横向剪裁干涉^[12]和双缝干涉^[13]等; 衍射类型的方法包括使用三角形孔径^[14]、环形光栅^[15]、倾斜凸透镜^[16], 以及模式变换^[17]等。上述测量方法多局限于对均匀介质中涡旋光的测量。

然而, 在实际应用中还存在一个不容忽视的因素, 即湍流或雾霾等对光信号的散射效应。携带信息的涡

收稿日期: 2021-12-06; 修回日期: 2022-01-25; 录用日期: 2022-02-21

基金项目: 福建省自然科学基金(2020J01062)、厦门市青年创新基金(3502Z20206013)

通信作者: *chenxd@hqu.edu.cn; **zllin@hqu.edu.cn

旋光束经过强散射介质后,由于多重散射的影响,故其相位和振幅受到调制会形成随机散斑。此时,采用传统的干涉或者衍射的方式难以测量其拓扑荷数,致使获取涡旋光所携带的信息成为挑战。因此,仅在非散射环境下测量涡旋光束的拓扑荷数是不够的。Salla 等^[18]利用偏振和轨道角动量的不可分态,基于对角偏振成分的干涉条纹分瓣数量实现对散射后涡旋光的 OAM 测量。Singh 等^[19]提出基于两点强度关联从散斑中恢复波前,从而获知涡旋光的 OAM。Gong 等^[20]提出利用散斑关联散射矩阵,从强散射光场中恢复涡旋光光场的振幅和相位信息,证明了经过散射后的涡旋光中依然存在漩涡状态,该研究促进了涡旋光作为信息载体的应用。然而,上述方法需要多次测量^[18-19]或者需要预先测量散射介质的散射矩阵。最近,Chen 等^[21]基于涡旋光散斑关联的傅里叶变换,实现了从散斑中单次非成像地测量涡旋光拓扑荷数,但这种方法需要额外的参考光路,且对光路的稳定性要求较高。

深度神经网络能够有效地提取数据的内在特征^[22],用于图像分类和识别^[23]。近年来,卷积神经网络也被用于识别 OAM 模式和矫正大气湍流引起的相位畸变^[24-30]。深度神经网络的引入一定程度上缓解了光通信中湍流引起的干扰。深度学习的方法不需要参考

光,相比干涉全息的方法对光路稳定性的要求较低。卷积神经网络具有平移不变性,即使探测器相对光轴发生横向位移也不影响其识别结果^[29]。然而,鲜有基于深度学习对涡旋光经过强散射介质的相关研究。因此,本文使用深度学习神经网络,在强散射介质后实现涡旋光拓扑荷数的测量,这种方法对强散射环境中 OAM 通信的应用具有重要价值。

2 理论分析

图 1(a)~(c)所示分别是拓扑荷数为 3、5 和 -5 的涡旋相位分布。对比可知,拓扑荷数大小不同对应的涡旋相位分布不同,这就使得不同模式的涡旋光束的波前不同。图 1(b)是拓扑荷数为 5 的涡旋相位分布,相位沿逆时针方向从 0 增加至 10π 。图 1(c)是拓扑荷数为 -5 的涡旋相位分布,相位沿顺时针方向从 0 增加至 10π 。不难看出,拓扑荷数大小相等但符号不同的涡旋光场也依然具有独特性。此外,携带 OAM 的涡旋光的圆环半径随拓扑荷数大小的变化而变化,拓扑荷数越大,对应的圆环半径越大。图 1(d)~(f)是拓扑荷数为 3、5 和 -5 的涡旋光的振幅分布,与拓扑荷数为 5 的涡旋光的振幅分布相比,拓扑荷数为 3 的涡旋光的振幅分布形成的圆环半径相对较小。

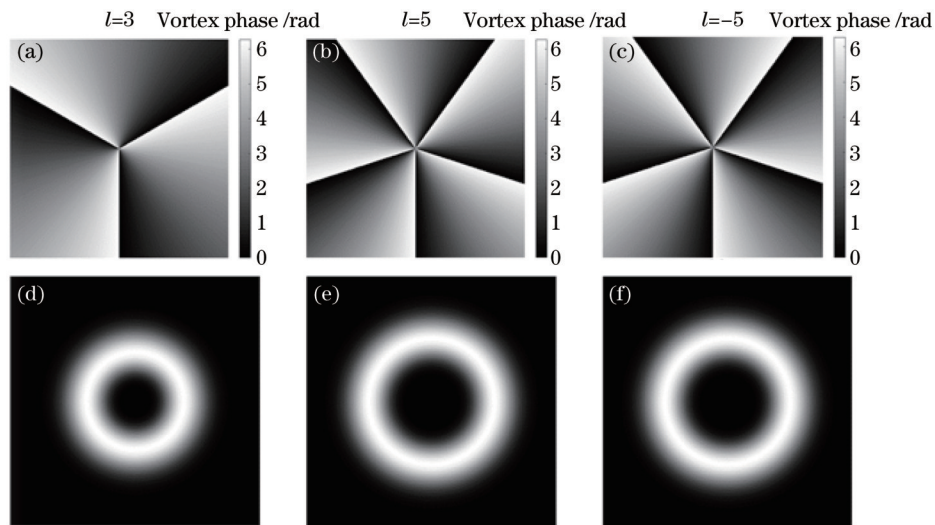


图 1 不同拓扑荷数下的涡旋相位分布和振幅分布。(a)~(c)涡旋相位分布;(d)~(f)振幅分布

Fig. 1 Vortex phase distribution and amplitude distribution under different topological charges. (a)~(c) Vortex phase distribution; (d)~(f) amplitude distribution

当光经过弱散射介质时,散射介质中主要传播的光为弹道光 and 蛇形光子,这两者含有入射光所携带的信息,此时只能看见物体的大致轮廓,无法看清细节。强散射介质如生物组织、毛玻璃等对光的多重散射作用更强,在强散射介质中主要是漫散射光子,此时在出射端无法直接获得入射光所携带的原有信息,成像时完全无法看清物体的形貌。图 2(a)、(d)分别为拓扑荷数为 3、5 的涡旋光的振幅分布,经过强散射介质(120 目磨砂玻璃散射片)后形成的散斑分布如图 2(b)、(e)所示。可以发现,从散斑分布图中无法看到涡

旋光圆环。拓扑荷数为 3、5 的涡旋光的振幅分布经过弱散射介质(600 目磨砂玻璃散射片)后形成的散斑分布如图 2(c)、(f)所示。可以发现,从散斑分布图中可以清楚地看到由散斑形成的圆环,圆环与散射前的涡旋光环状振幅分布相似,且拓扑荷数大的散斑圆环的半径相对较大。可见,不同拓扑荷数的涡旋光分别经过相同散射介质后,其散斑分布特性会因入射光束的振幅、波前的不同而不同。因此,每一种模态的涡旋光经过散射介质之后形成的散斑场具有独特性,而散斑场的特性可以使用深度神经网络进行识别。

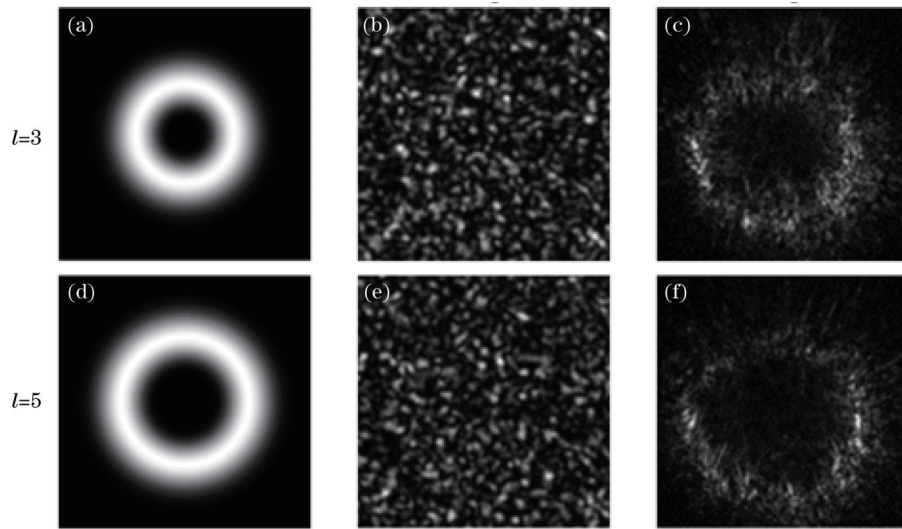


图 2 涡旋光经过强、弱散射介质后形成的散斑。(a)(d)涡旋光的振幅分布图;(b)(e)涡旋光经过强散射介质后形成的散斑图;(c)(f)涡旋光经过弱散射介质后形成的散斑图

Fig. 2 Speckles formed by vortex beam passing through strong and weak scattering media. (a)(d) Amplitude distribution patterns of vortex beam; (b)(e) speckle patterns after vortex beam passing through strong scattering medium; (c)(f) speckle patterns after vortex beam passing through weak scattering medium

3 实验光路和数据采集

如图 3 所示,本实验采用中心波长为 633 nm 的 He-Ne 激光作为光源。利用焦距为 50 mm 的凸透镜 L1 和焦距为 250 mm 的凸透镜 L2 组成的透镜系统对激光进行扩束,LP 是线偏振片,线偏振高斯光束经过分光比为 50:50 的分束棱镜 BS 后入射到液晶空间光调制器 LC-SLM 中。利用 LC-SLM 加载含有衍射光栅的涡旋相位全息图对激光波前进行调制,最终产生

不同拓扑荷数的涡旋光束。利用焦距为 300 mm 的凸透镜 L3 和焦距为 150 mm 的凸透镜 L4 对涡旋光进行准直和缩束,位于透镜 L3、L4 共焦点处的针孔滤光器 PH 用于滤除一级以外的衍射光。使用的散射介质 D 为 120 目磨砂玻璃散射片 (Thorlabs, DG10-120)。用于采集散斑的互补金属氧化物半导体 (CMOS) 相机距离散射介质的距离为 60 mm,涡旋光经过磨砂玻璃散射片后形成散斑。

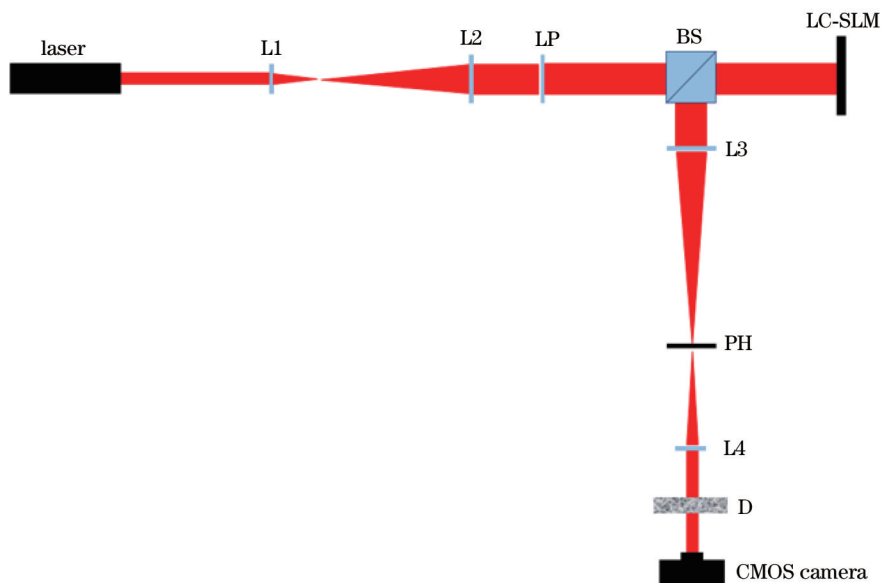


图 3 涡旋光经过强散射介质的实验光路图

Fig. 3 Experimental optical path diagram of vortex beam passing through strong scattering medium

实验采集的数据集包含了拓扑荷数为 ± 1 , $\pm 2, \dots, \pm 10$ 的涡旋光散射形成的散斑图,如图 4 所示。

为提高神经网络的旋转鲁棒性,需准备足够的训练数据,实验中加载在空间光调制器上的每种涡旋光的相移分

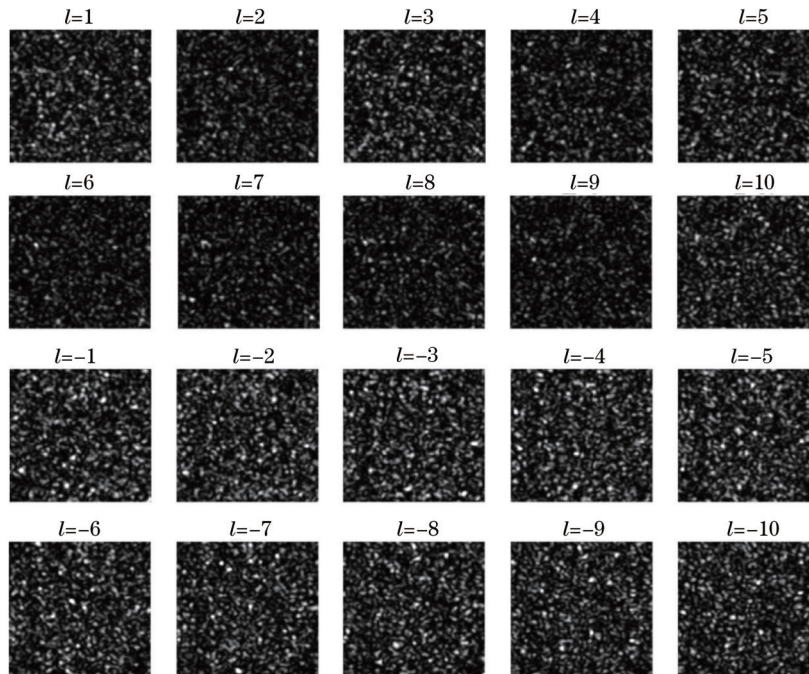


图 4 不同拓扑荷数的涡旋光经过散射介质后形成的散斑图

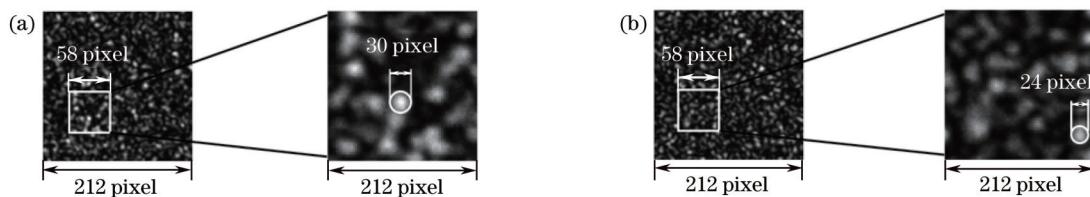
Fig. 4 Speckle patterns formed by vortex beams with different topological charges passing through scattering medium

别为 $0, 0.02\pi, 0.04\pi, \dots, 1.98\pi$ 。

散斑是由激光经过散射介质颗粒散射后造成光线的光程在波长尺寸上各不相同造成的。激光经过散射介质形成的散斑场中存在光强为零的暗点,暗点处的相位不能确定,因此这些暗点被称为相位涡旋。散斑场的相位涡旋与涡旋光的相位息息相关,实验研究表明,涡旋光的散斑场中相位涡旋分布与拓扑荷数有关,拓扑荷数越大,对应散斑场中的相位涡旋的密度就越大^[31]。Acevedo 等^[32]基于菲涅耳衍射模型,描述了涡旋光和完美涡旋光散射产生的随机场的空间相干函数,利用空间相干函数,证明了散斑颗粒大小对涡旋光拓扑荷数的依赖性。以上结论说明不同拓扑荷数的涡旋光形成的散斑具有独特性。

由于相邻拓扑荷数涡旋光散射形成的散斑颗粒尺

寸区别较小,为便于观察,选取拓扑荷数分别为 1 和 10 的涡旋光形成的散斑图进行对比。在两张散斑图的相同位置截取相同区域,对比该区域中光强最大的散斑颗粒的尺寸。图 5(a)是拓扑荷数为 1 的涡旋光的散斑图,截取像素大小为 $58 \text{ pixel} \times 58 \text{ pixel}$ 的局部区域,将该局部区域放大到 $212 \text{ pixel} \times 212 \text{ pixel}$,该区域最大光强的散斑颗粒的直径为 30 pixel 。图 5(b)是拓扑荷数为 10 的涡旋光的散斑图,以相同的方式截取局部散斑,在经过相同比例放大之后,得到的局部最大光强的散斑颗粒的直径为 24 pixel 。图 5(a)、(b)中两张局部放大的散斑颗粒尺寸对比情况符合文献^[32]中的研究结论,即拓扑荷数越小的涡旋光经过散射介质后形成的散斑颗粒尺寸越大。

图 5 不同拓扑荷数的涡旋光的散斑图和局部放大图。(a) $l=1$; (b) $l=10$ Fig. 5 Speckle pattern and local magnification of vortex beam with different topological charges. (a) $l=1$; (b) $l=10$

4 神经网络结构和实验结果分析

本文采用卷积神经网络 LeNet-5^[33]对涡旋光经过散射介质后形成的散斑场进行模式分类。LeNet-5 网络最初作为手写体字符识别的高效神经网络,该网络结构一共有 7 层,分别为卷积层、池化层、卷积层、池化层和 3 个线性层,网络结构如图 6 所示。该网络中

卷积层主要用于提取散斑图片特征,最大池化层在实现图片的下采样的同时能够保留图像特征。先将第二个最大池化层的输出数据逐像素展开,将二维图像数据展开成一个由 238144 个数形成的一维数据,再将其输入全连接层。本文输入到神经网络的数据量少,需要实现分类的类别为 20 类,总体数据集少,非常适合使用 LeNet-5 神经网络,最终计算结果也证明了这一点。

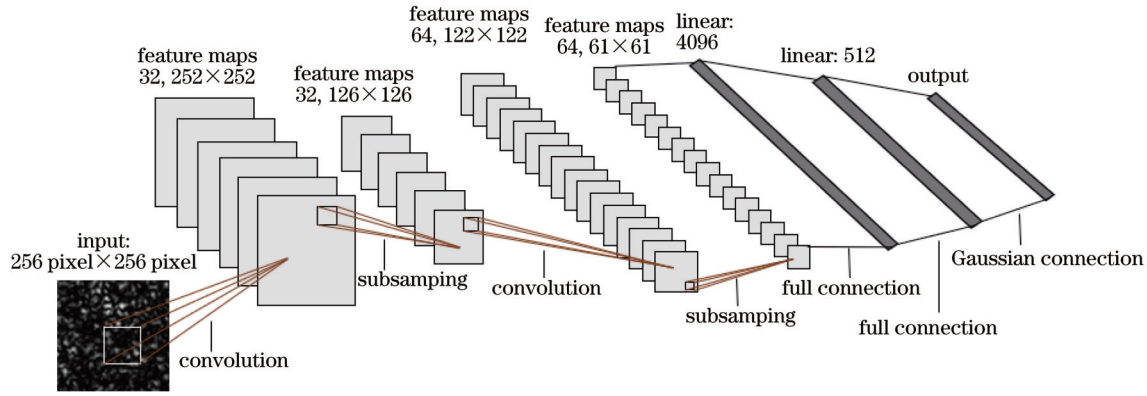


图 6 神经网络结构

Fig. 6 Neural network structure

由于本文输入到神经网络中的图片是散斑图,图片结构相对手写体字符更加复杂,为了让网络能够实现非线性分类,神经网络的每个卷积层

后均加入了 ReLU 激活函数。输入散斑灰度图的大小为 256 pixel×256 pixel,网络各层参数设置如表 1 所示。

表 1 神经网络各层参数设置

Table 1 Parameter setting of each layer of neural network

Layer	Number of input channels	Number of output channels	Kernel size	Stride	Input	Output
Relu (Conv2d)	1	32	(5, 5)	(1, 1)	(1, 256, 256)	(32, 252, 252)
Maxpool2d	32	32	(2, 2)	(2, 2)	(32, 252, 252)	(32, 126, 126)
Relu (Conv2d)	32	64	(5, 5)	(1, 1)	(32, 126, 126)	(64, 122, 122)
Maxpool2d	64	64	(2, 2)	(2, 2)	(64, 122, 122)	(64, 61, 61)
Linear	64×61×61	4096			238144	4096
Linear	4096	512			4096	512
Linear	512	20			512	20

通过实验采集得到了 20 类不同拓扑荷数的涡旋光对应的散斑图,其中每一类有 100 张,共计得到 2000 张散斑图。将每一类散斑图的 80% (数量占比) 作为训练集,10% 作为验证集,剩下的 10% 作为测试集。在中央处理器(CPU, i7-10750H)环境下对散斑图进行训练,输入到神经网络中的图片的分辨率为 256 pixel×256 pixel,训练过程中损失值的变化情况如图 7 所示。

图 7 中实线为训练集在每个周期内损失值的变化情况,虚线为对应验证集的损失值变化情况。总共训练了 10 个周期,在训练的前 5 个周期内损失值快速下降。从第 5 个周期开始损失值处于收敛状态。从实验结果来看,采用的神经网络能够在短短的 5 个周期内达到收敛状态,且最终达到稳定状态。

为进一步获取训练过程中神经网络对训练集和验证集的学习情况,引入了准确度的变化情况。如图 8 所示,实线表示训练集在训练过程中准确度的变化情况,虚线表示验证集的准确度变化情况。由曲线结果可知,训练集和验证集的准确度均达到了 100%。

利用深度学习训练大量数据的目的是得到一个具有泛化能力强且质量好的网络模型,再利用得到的模型对未参与训练的散斑图进行计算,且最终能够精确

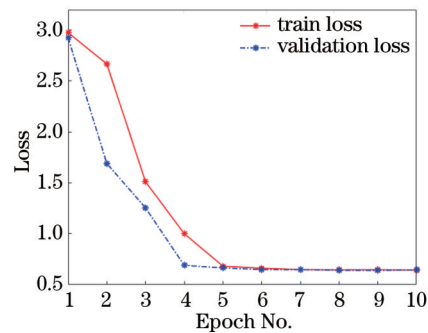


图 7 10 个周期内训练损失与验证损失的曲线图

Fig. 7 Curves of training loss and validation loss in 10 epochs

地测量散斑对应的拓扑荷数。图 9 为评估网络模型的结果。利用保存好的模型对未参与训练的数据进行计算,最终 20 个分类集的数据都能被精准分类。图 9 中横坐标表示 20 个分类集的真实标签,纵坐标表示用训练好的网络模型对未参与训练的测试集进行预测的结果,其中测试集的每一类有 10 张图。图 9 结果表明,每一类的预测标签与真实标签完全一致,这说明该网络可以精确地实现强散射涡旋光轨道角动量的测量。

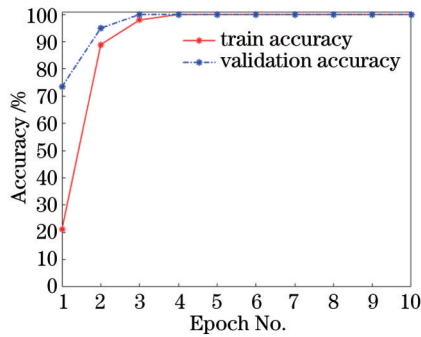


图 8 10个周期内训练准确度与验证准确度的曲线图

Fig. 8 Curves of training accuracy and validation accuracy in 10 epochs

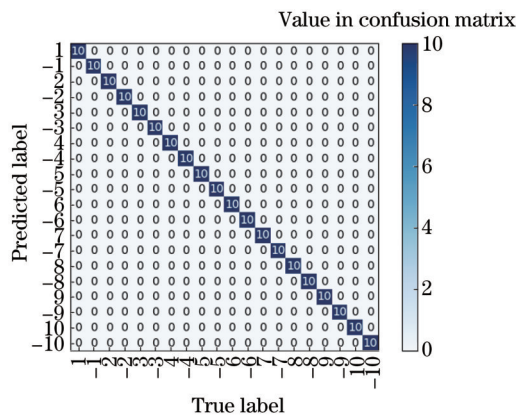


图 9 预测精确度

Fig. 9 Accuracy of prediction

5 结 论

涡旋光束经过强散射介质后会形成杂乱无序的散斑。与传统方式相比,利用深度学习的方法能够更高效且准确地测量经过非均匀介质涡旋光的拓扑荷数。与弱散射介质相比,强散射介质对光束所携带的信息的破坏更加严重。当利用 OAM 光束实现光通信时,强散射介质会破坏 OAM 通道之间的正交性,进而导致较高的误码率。基于深度学习,实现了强散射后涡旋光拓扑荷数的测量,且准确率达到 100%。研究结果对于强散射环境下的涡旋光通信具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 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): 8185-8189.
- [2] Padgett M, Bowman R. Tweezers with a twist[J]. *Nature Photonics*, 2011, 5(6): 343-348.
- [3] Wang J. Twisted optical communications using orbital angular momentum[J]. *Science China Physics, Mechanics & Astronomy*, 2018, 62(3): 034201.
- [4] Wang X L, Luo Y H, Huang H L, et al. 18-qubit entanglement with six photons' three degrees of freedom [J]. *Physical Review Letters*, 2018, 120(26): 260502.
- [5] Willner A E, Huang H, Yan Y, et al. Optical communications using orbital angular momentum beams [J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2015, 7(1): 66-106.
- [6] Willner A E, Ren Y X, Xie G D, et al. Recent advances in high-capacity free-space optical and radio-frequency communications using orbital angular momentum multiplexing[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 2017, 375(2087): 20150439.
- [7] Chen L, Lei J, Romero J. Quantum digital spiral imaging [J]. *Light: Science & Applications*, 2014, 3(3): e153.
- [8] Gan W W, Chen L F, Liu Y Q. Research on optical encryption system based on unequal modulus decomposition and polarized vortex optical holography[J]. *Optics Communications*, 2021, 482: 126609.
- [9] Sui L S, Zhou B, Ning X J, et al. Optical multiple-image encryption based on the chaotic structured phase masks under the illumination of a vortex beam in the gyrator domain[J]. *Optics Express*, 2016, 24(1): 499-515.
- [10] Bai Y H, Lü H R, Fu X, et al. Vortex beam: generation and detection of orbital angular momentum[J]. *Chinese Optics Letters*, 2022, 20(1): 012601.
- [11] Zhang W H, Qi Q Q, Zhou J, et al. Mimicking Faraday rotation to sort the orbital angular momentum of light[J]. *Physical Review Letters*, 2014, 112(15): 153601.
- [12] Ghai D P, Vyas S, Senthilkumar P, et al. Detection of phase singularity using a lateral shear interferometer[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2008, 46(6): 419-423.
- [13] Sztul H I, Alfano R R. Double-slit interference with Laguerre-Gaussian beams[J]. *Optics Letters*, 2006, 31(7): 999-1001.
- [14] Guo C S, Lu L L, Wang H T. Characterizing topological charge of optical vortices by using an annular aperture[J]. *Optics Letters*, 2009, 34(23): 3686-3688.
- [15] Vaity P, Banerji J, Singh R P. Measuring the topological charge of an optical vortex by using a tilted convex lens [J]. *Physics Letters A*, 2013, 377(15): 1154-1156.
- [16] Narag J P C, Hermosa N. Probing higher orbital angular momentum of Laguerre-Gaussian beams via diffraction through a translated single slit[J]. *Physical Review Applied*, 2019, 11(5): 054025.
- [17] Lu J N, Cao C Y, Zhu Z Q, et al. Flexible measurement of high-order optical orbital angular momentum with a variable cylindrical lens pair[J]. *Applied Physics Letters*, 2020, 116(20): 201105.
- [18] Salla G R, Perumangattu C, Prabhakar S, et al. Recovering the vorticity of a light beam after scattering [J]. *Applied Physics Letters*, 2015, 107(2): 021104.
- [19] Singh R K, Vinu V R, Anandraj S M. Recovery of complex valued objects from two-point intensity correlation measurement[J]. *Applied Physics Letters*, 2014, 104(11): 111108.
- [20] Gong L, Zhao Q, Zhang H, et al. Optical orbital-angular-momentum-multiplexed data transmission under high scattering[J]. *Light: Science & Applications*, 2019, 8: 27.
- [21] Chen L, Singh R K, Dogariu A, et al. Estimating

- topological charge of propagating vortex from single-shot non-imaged speckle[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(2): 022603.
- [22] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [23] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [24] Liu J M, Wang P P, Zhang X K, et al. Deep learning based atmospheric turbulence compensation for orbital angular momentum beam distortion and communication [J]. Optics Express, 2019, 27(12): 16671-16688.
- [25] Mao Z X, Yu H Y, Xia M, et al. Broad bandwidth and highly efficient recognition of optical vortex modes achieved by the neural-network approach[J]. Physical Review Applied, 2020, 13(3): 034063.
- [26] Lohani S, Glasser R T. Turbulence correction with artificial neural networks[J]. Optics Letters, 2018, 43(11): 2611-2614.
- [27] Lohani S, Knutson E M, O'Donnell M, et al. On the use of deep neural networks in optical communications[J]. Applied Optics, 2018, 57(15): 4180-4190.
- [28] Doster T, Watnik A T. Machine learning approach to OAM beam demultiplexing via convolutional neural networks[J]. Applied Optics, 2017, 56(12): 3386-3396.
- [29] Liu Z W, Yan S, Liu H G, et al. Superhigh-resolution recognition of optical vortex modes assisted by a deep-learning method[J]. Physical Review Letters, 2019, 123(18): 183902.
- [30] Na Y, Ko D K. Deep-learning-based high-resolution recognition of fractional-spatial-mode-encoded data for free-space optical communications[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 2678.
- [31] 刘曼. 涡旋光束形成的散斑场光强和相位的分布特性 [J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1126001.
Liu M. Distribution properties of intensity and phase of speckle fields produced by vortex beam[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1126001.
- [32] Acevedo C H, Torres-Moreno Y, Dogariu A. Spatial intensity correlations of a vortex beam and a perfect optical vortex beam[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2019, 36(4): 518-525.