

基于卷积神经网络与改进视觉变换器的涡旋光束叠加态轨道角动量模式识别方法*

宋泽坤¹⁾⁵⁾ 刘涛^{1)2)3)†} 赵振兵¹⁾²⁾ 张荣香⁴⁾ 代华德⁴⁾

1) (华北电力大学电子与通信工程系, 保定 071003)

2) (华北电力大学, 河北省电力物联网技术重点实验室, 保定 071003)

3) (华北电力大学, 燕赵电力实验室, 保定 071003)

4) (河北大学物理科学与技术学院, 保定 071002)

5) (保定市第一中心医院信息处, 保定 071000)

(2025年8月5日收到; 2025年9月22日收到修改稿)

本文提出了一种基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 与改进视觉变换器 (vision transformer, ViT) 的涡旋光束叠加态轨道角动量 (orbital angular momentum, OAM) 模式识别方法. 以海洋湍流畸变的三组拉盖尔-高斯光束模式叠加光场强度分布图为输入, 有机整合了 CNN 的局部特征提取优势与稀疏注意力机制驱动的 ViT 的全局快速分类能力, 实现端到端的波前畸变高效精准识别. 通过数值仿真模拟海洋湍流环境叠加态 OAM 模式, 利用功率谱反演法模拟海洋湍流, 以识别准确率和混淆矩阵作为 OAM 模式识别的评估指标. 实验结果表明, CNN-ViT 模型在不同海洋湍流强度、波长、传输距离和模式间隔条件下均展现出优异的 OAM 模式识别准确率性能. 与现有的 CNN 和 ViT 相比, 本文模型在强海洋湍流条件下识别准确率分别提升了 23.5% 和 9.65%. 这证明了 CNN-ViT 模型在涡旋光叠加态 OAM 模式识别的应用潜力.

关键词: 涡旋光束, 海洋湍流, 卷积神经网络, 模式识别

DOI: 10.7498/aps.75.20251048

CSTR: 32037.14.aps.75.20251048

1 引言

携带轨道角动量 (orbital angular momentum, OAM) 的涡旋光束为水下无线光通信 (underwater wireless optical communication, UWOC) 提供了新的模式复用维度^[1-5]. 然而, 海洋湍流引发的随机相位扰动会导致涡旋光束波前畸变, 破坏 OAM 模态的正交性, 进而造成 UWOC 通信质量下降^[6,7]. 因此, 研究湍流环境接收端 OAM 模态识别方法, 是保障 UWOC 通信可靠性的关键途径.

涡旋光束 OAM 模式识别主要有传统光学技术和深度学习技术两种方式. 在复杂海洋湍流条件

下, 依靠传统光学干涉和衍射技术识别涡旋光束的 OAM 模式面临复杂的实验装置和精细操作的问题^[8]. 然而, 凭借强大的计算分析能力, 深度学习技术在 OAM 模式识别领域应用越来越广泛^[9-13]. 2023年, Zhang 等^[14]提出了一种改进的视觉变换器 (vision transformer, ViT) 模型, 能够在强大气湍流环境下, 对携带不同径向指数和轨道角动量的叠加 LG 涡旋光束实现高效识别, 接收端对畸变光束的识别准确率达 95.5%. 同年, Zhou 等^[15]提出将注意力机制模块嵌入到 VGG-16 中, 以提升模型对 OAM 叠加光束识别准确性, 在强湍流环境下, 改进的 VGG-16 模型 OAM 的识别准确率较传统方法提升 4.46%. 2024年, Wang 等^[16]开发了一

* 国家自然科学基金 (批准号: 62071180) 和河北省研究生课程思政示范项目 (批准号: YKCSZ2024095) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: taoliu@ncepu.edu.cn

种基于 CNN 的 OAM 模式识别方法, 通过分析高阶 LG 光束叠加态的光强分布图, 实现了不同大气湍流强度下 OAM 模式精准识别. 由上可知, 虽然利用深度学习方法进行叠加态 OAM 模式识别取得了一定成功, 但在强海洋湍流下兼具低复杂度和高准确度的模式识别方法仍面临挑战.

基于上述研究, 创新性地以 3 组叠加 LG 光束为载体, 引入稀疏注意力模块对传统 Transformer 进行改进, 构建了融合改进型 VIT 与 CNN 的新型混合架构, 显著提升了模型在不同海洋湍流强度下对叠加态涡旋光束 OAM 模式的识别准确率.

2 理论分析

2.1 建立叠加 LG 光束模型

LG 光束作为经典的涡旋光束, 在实验中相较于其他光束容易生成, 因此本文将 LG 光束作为研究对象, 其柱坐标光场分布表示为^[17]

$$\begin{aligned}
 E(r, \theta, z) &= \frac{1}{w(z)} \sqrt{\frac{2p!}{\pi(p+|l|)!}} \left(\frac{\sqrt{2r}}{w(z)} \right)^{|l|} \\
 &\times \exp\left[\frac{-r^2}{w^2(z)}\right] L_p^{|l|}\left(\frac{2r^2}{w^2(z)}\right) \\
 &\times \exp(-il\theta) \exp\left[\frac{ikr^2z}{2(z^2+z_R^2)}\right] \\
 &\times \exp[-i(2p+|l|+1)\tan^{-1}(Z/Z_R)], \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中, l 和 p 分别是携带 OAM 拓扑荷值和径向指

数, 以 l 和 p 标记 LG 光束的模式, L_p^l 是拉盖尔多项式. $w(z)$ 是 LG 光束在传输 z 距离的半径, w_0 为光束束腰宽度, $z_R = \pi w_0^2/\lambda$ 是瑞利距离, λ 是波长, $k = 2\pi/\lambda$ 是波数.

基于 Wu 等^[18] 建立的叠加 LG 光束传输模型, 通过角谱衍射理论数值模拟生成 3 组 LG 光束模式叠加光场强度分布. 设定参考光路 LG 光束的拓扑荷数 l_1 与径向指数 P_1 为固定值 (典型参数 $l_1 = 2, P_1 = 0$), 与信号光路的 4 组径向模式 ($p_2 = 0, 1, 2, 3$) 及 3 种轨道角动量间隔式 ($\Delta l = 1, 3, 5$) 进行相干叠加, 由此构建 3 组包含 16 种干涉图样的 OAM 模式集. 各模式集的拓扑荷组合与径向指数配置详见表 1 所示参数矩阵.

表 1 LG 光束模式选择

Table 1. LG beam mode selection.

组别	拓扑荷数间隔	叠加 OAM 模式
Set1	$\Delta l = 1$	$\{p_2 = 0, 1, 2, 3; l_2 = -2, -1, 0, 1\}$
Set2	$\Delta l = 3$	$\{p_2 = 0, 1, 2, 3; l_2 = -5, -2, 1, 4\}$
Set3	$\Delta l = 5$	$\{p_2 = 0, 1, 2, 3; l_2 = -8, -3, 2, 7\}$

如图 1 所示, 两束共轴传输的 LG 光束经相干叠加后, 其干涉场产生具有旋转对称性的多环光强分布. 其中径向指数 p 的取值决定亮环结构层数 $c = \max(p_1, p_2) + 1$, 图 1(b) 第 1 行展示了 p 从 1—4 递增时形成的单层-四级级联花瓣状干涉图样. 该图样的不同轮廓能够通过 CNN-VIT 提取其特征值, 进而实现 OAM 模式识别.

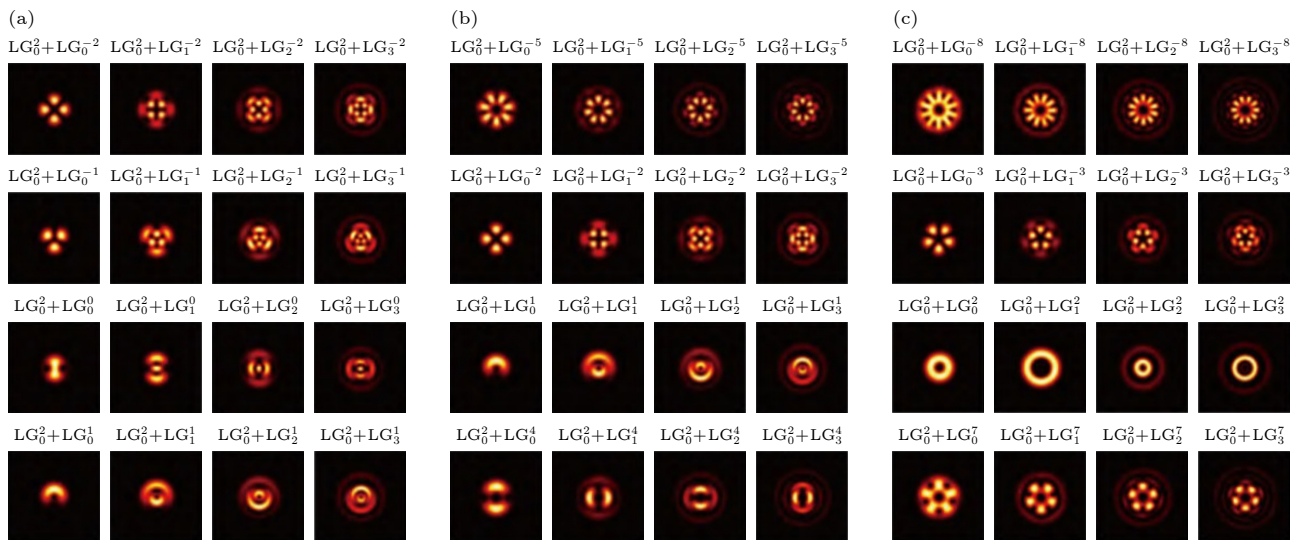


图 1 3 组 OAM 模式集中 16 种叠加 LG 光束强度分布图像 (a) Set1, $\Delta l = 1$; (b) Set2, $\Delta l = 3$; (c) Set3, $\Delta l = 5$

Fig. 1. The 16 superimposed LG beam intensity images in three OAM mode sets: (a) Set1, $\Delta l = 1$; (b) Set2, $\Delta l = 3$; (c) Set3, $\Delta l = 5$.

2.2 海洋湍流信道构建

叠加 LG 涡旋光束在海洋湍流中传输, 湍流引起的折射率随机涨落会破坏光束的螺旋相位波前, 导致波前畸变与模式串扰. 此效应使接收端光强分布发生退化, 降低 UWOC 系统的信道容量. 为量化分析 LG 叠加态在海洋湍流中的演化特性, 基于 Nikishov 海洋湍流功率谱模型, 采用功率谱反演法^[19]生成符合 Kolmogorov 统计的随机相位屏 $\varphi(x, y)$, 通过多重相位屏传输理论数值模拟光束在海洋湍流信道中的传播过程.

$$\varphi(x, y) = C \sum_{k_x} \sum_{k_y} h(k_x, k_y) \sqrt{2\pi k_z^2 \Phi(k_x, k_y)} \times \exp[i(k_x x, k_y y)], \quad (2)$$

其中, C 为调控相位屏方差的参数, k_x, k_y 分别表示空间波矢在 x, y 方向的分量, $h(k_x, k_y)$ 是均值为 0, 方差为 1 的复高斯随机场, $\Phi(k_x, k_y)$ 是基于 Nikishov 海洋湍流模型的折射率起伏功率谱密度^[20], 其表达式为

$$\begin{aligned} & \Phi(k_x, k_y) \\ &= 0.388 \times 10^{-8} \varepsilon^{-1/3} \left(\sqrt{k_x^2 + k_y^2} \right)^{-11/3} \\ & \times \left[1 + 2.35 \left(\sqrt{k_x^2 + k_y^2} \eta \right)^{2/3} \right] \\ & \times \frac{x_t}{w^2} \left(w^2 e^{-A_T \delta} + e^{-A_S \delta} - 2w e^{-A_{TS} \delta} \right), \quad (3) \end{aligned}$$

式中, ε 为单位体积海洋湍流动能耗散率, η 表示 Kolmogorov 内尺度, x_t 表示海洋湍流温度方差耗散率, τ 为温度与盐度波动对功率谱变化贡献大小的比值. 其他参数可表示为

$$\delta = 8.284 \times \left(\sqrt{k_x^2 + k_y^2} \right)^{4/3} + 12.978 \times \left(\sqrt{k_x^2 + k_y^2} \eta \right)^2,$$

$$A_T = 1.863 \times 10^{-2}, \quad A_S = 1.9 \times 10^{-4}, \quad A_{TS} = 9.41 \times 10^{-3}.$$

尽管相位屏对光场的调制被看作纯相位扰动,

但相位畸变 $\varphi(x, y)$ 引起的波前曲率变化会在后续自由传播中通过菲涅尔衍射产生复振幅重构. 这种衍射-相位耦合效应导致光场的空间相干性退化和强度分布演化, 满足亥姆霍兹方程:

$$\nabla^2 U + k^2 U = -2k^2 \Delta n U,$$

其中 Δn 为湍流折射率起伏. 基于此物理机制, 多相位屏法通过离散化传输路径 (图 2) 数值模拟海洋湍流信道, 在相邻相位屏间执行角谱衍射计算, 完整表征叠加态 LG 光束复振幅的传输演化过程.

2.3 CNN-VIT 模型的设计

为提升复杂海洋湍流畸变图像的特征表示能力, 引入集成稀疏注意力算法^[21]的 VIT. 结合 CNN 的局部特征提取优势与 VIT 的全局表征能力^[22], 构建 CNN-VIT 联合架构. 该设计通过 CNN 提取 OAM 光强分布图的局部模式特征, 利用 VIT 建模湍流畸变光强分布图像的全局依赖关系与高频细节, 为海洋湍流信道下的涡旋光束 OAM 识别提供新方法.

如图 3 所示, 基于 CNN 在光强分布图像特征提取中的优势, 本架构的核心特征提取模块由卷积层和池化层交替堆叠构成. 输入图像规格为 224×224 像素, 其初始特征由两个 3×3 卷积层提取 (filters = 16, same 填充, ReLU 激活), 保持空间分辨率不变. 通过 2×2 最大池化进行首次下采样, 特征图尺寸缩减至 112×112 . 重复该卷积-池化操作后, 特征图进一步压缩至 56×56 , 此网络架构在保证准确性的前提下, 卷积层输出后添加了数据增强模块, 该模块通过旋转操作和随机裁剪提升输入图像的丰富性, 以缓解过拟合风险. 随后, 块提取层将 56×56 的光强分布特征图划分为 7×7 的块单元, 生成 8×8 网格 (总计 64 块), 展开后形成 3136 个特征单元. 为进一步优化光强分布图像的特征处理能力, 引入改进 VIT 模型, 其结构包含嵌入层、

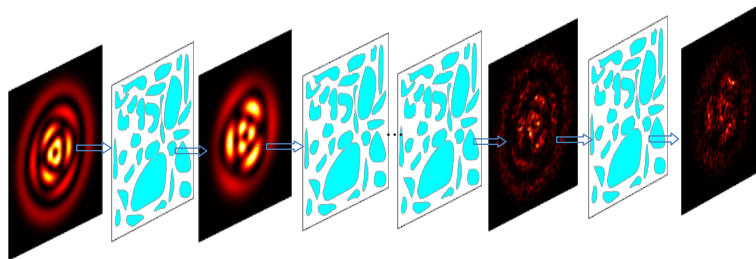


图 2 功率谱反演法模拟海洋湍流光强扰动

Fig. 2. Simulation of oceanic turbulence using power spectrum inversion method.

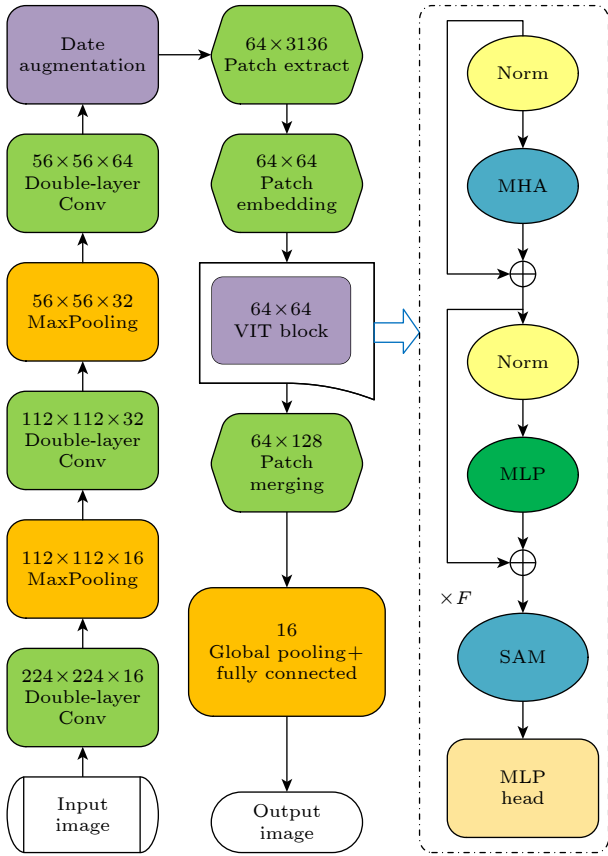


图 3 CNN 和 ViT 融合网络结构
Fig. 3. Fusion network structure of CNN and ViT.

处理层、分类层 3 部分，嵌入层通过线性投影将每块映射至高维空间，输出 64×64 张量，并添加分类标记与可学习的位置编码。处理层由 F 个级联的相同模块构成，每模块包含多层感知机 (MLP)、归一化 (Norm) 及多头自注意力 (MHA)。处理层将嵌入层图像经 Norm 层处理，得到注意力权重，再通过 MHA 机制融合多个自注意力分支的输出特征，结果与原始输入进行残差连接后，送入另一个 Norm 层，继而传入 MLP。在处理层末端 (第 $F-1$ 与 F 模块间) 嵌入稀疏注意力模块 (SAM)，该模块包括输入投影层、多头稀疏注意力层、输出投影层，每个注意力头依据不同稀疏程度分析数据，有利于模型充分处理光强分布全局信息，简化模型计算量并获取更加泛化的光强分布图像特征。改进 ViT 模型所产生的特征首先经由块合并层进行下采样，生成尺寸为 16×128 的特征图。该特征随后通过全局平均池化层进一步压缩，转换为一个一维特征向量。最后，通过全连接层执行线性变换，并应用 Softmax 激活函数，输出一个 16 维的概率向量，分别对应各个类别的预测概率，最终输出分类结果。

通过这种优化方案，不但能够保留全局表征，维持跨块依赖关系，还能抑制低分度区域的干扰，以最小计算量获取最大信息收益，为海洋湍流环境下的实时 OAM 通信提供可行方案。

3 仿真与分析

本实验通过 MATLAB 数值仿真的方式模拟海洋湍流环境下叠加态 LG 光束传输过程，除另有说明外，本节的关键计算参数如下，波长 $\lambda = 532 \text{ nm}$ ，束腰宽度 $w_0 = 0.01 \text{ m}$ ，温度方差耗散率 χ_t 强度为 $10^{-5} \text{ K}^2/\text{s}$ ， $10^{-7} \text{ K}^2/\text{s}$ ， $10^{-9} \text{ K}^2/\text{s}$ ，为了方便描述，分别称为强湍流、中湍流、弱湍流。传输距离为 100 m ，湍流相位屏的设置间隔 $\Delta z = 10 \text{ m}$ ，即 100 m 设置了 10 个相位屏，相位屏尺寸设置为 0.04 m ，相位屏的采样点数为 $D = 1024$ ，在不同强度海洋湍流介质中，每类叠加态 LG 光强分布生成 2000 张仿真图像，16 种模式共构建 32000 样本。按照 9:1 的比例划分成训练集和测试集。其中，28800 张作为 CNN-ViT 模型的训练集，3200 张作为测试集，测试 CNN-ViT 模型 OAM 模式识别准确率。数据训练所用的硬件平台配置和模型参数设置在表 2 列出。

表 2 硬件平台配置和模型参数
Table 2. Hardware platform configuration and model parameters.

配置	型号	参数设置	数值
操作系统	Windows10	迭代次数	100
CPU	Intel40核E5 2670处理器	批次值	16
GPU	NVIDIA RTX3090	学习率	0.01
内存	64 G	标签平滑	Le-5
CDUA	11	学习率 衰减模型	Cosine Annealing LrUpdater
编程语言	Python3.8	优化器类型	Adam

图 4 展示了模式集 Set2 在不同海洋湍流强度下传输 100 m 时 OAM 识别准确率迭代曲线。实验表明，不同海洋湍流强度下的识别准确率均随训练轮次单调递增，然而，随着海洋湍流强度增大，识别准确率有所下降，并于 25 轮迭代后逐渐进入收敛状态。经过验证，混合温度方差耗散率 χ_t 强度下训练的 CNN-ViT 模型在 3 种不同 χ_t 强度下识别准确率依旧较高，具有良好的泛化能力。

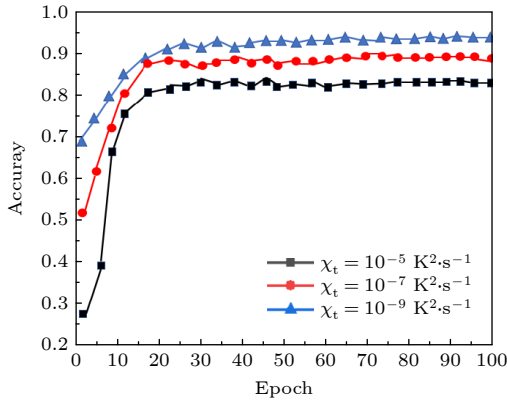


图 4 不同湍流情况下识别准确率随迭代次数的变化
Fig. 4. Variation of recognition accuracy with the number of iterations under different turbulence conditions.

为验证 CNN-VIT 模型的多场景鲁棒性, 针对模式集 Set2 开展跨波长与跨距离的鲁棒性测试. 如图 5(a) 所示, 固定波长 532 nm, 在中海洋湍流时, 识别准确率随传输距离增大而衰减, 传输距离 z 为 30 m, 60 m 和 100 m 时, 识别准确率分别为 98.2%, 95.1% 和 89.3%. 主要原因是传输距离增大导致接收端光强分布畸变加剧, 叠加 OAM 模式的特征可

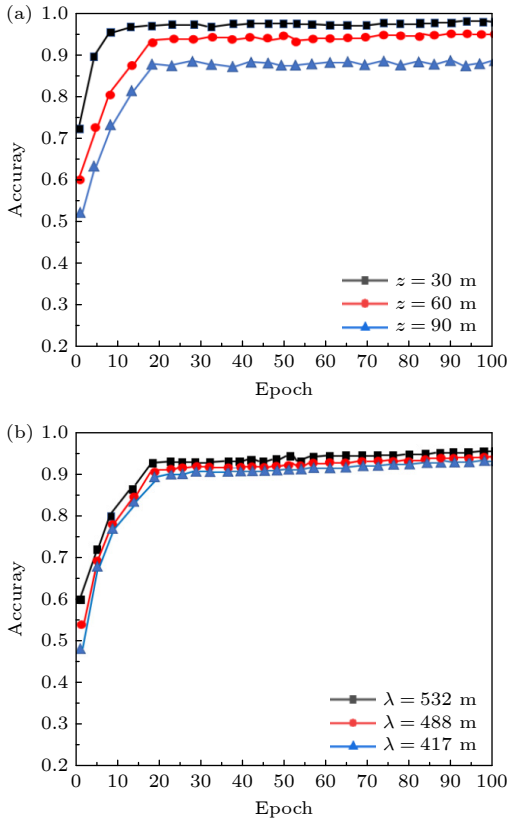


图 5 不同距离 (a) 和不同波长 (b) 下识别准确率随迭代次数的变化
Fig. 5. Variation of recognition accuracy with iteration count at different distances (a) and different wavelengths (b).

分离性下降, 致使 CNN-VIT 模型的模式识别准确率随距离增大呈衰减特性. 如图 5(b) 所示, 固定距离 60 m, 在中海洋湍流时, 波长变化对模型影响有限, 当波长从 532 nm 降至 488 nm 时, 识别准确率仅衰减至 94.7%, 继续降至 417 nm 时小幅衰减至 94.4%(降幅 $\approx 0.3\%$). 实验证实 CNN-VIT 模型在复杂参数波动下仍保持 $\geq 94.4\%$ 的高识别准确率.

图 6(a) 呈现了波长为 532 nm, 叠加态涡旋光在海洋湍流下的 3 类模型识别准确率对比. 当传输距离为 10 m 时, CNN, VIT, CNN-VIT 均实现 100% 准确率, 距离增至 100 m 时, CNN-VIT 相较 VIT 和 CNN 分别提升 4.25% 和 9.32%, 该模型在跨距离测试中始终保持 $\geq 89\%$ 的识别准确率, 其捕获光强分布图像特征与处理复杂模式的能力优于 VIT 和 CNN 基准模型. 图 6(b) 对比了当 $z = 100$ m 时, 3 类模型在湍流强度梯度下的识别准确率. 在弱海洋湍流, 各模型识别准确率均达到 88% 以上, 然而在强海洋湍流, CNN-VIT 准确率相较 VIT 与 CNN 分别提升 9.65% 和 23.5%. 这表明 CNN-VIT 在强海洋湍流场景显著优化识别性能,

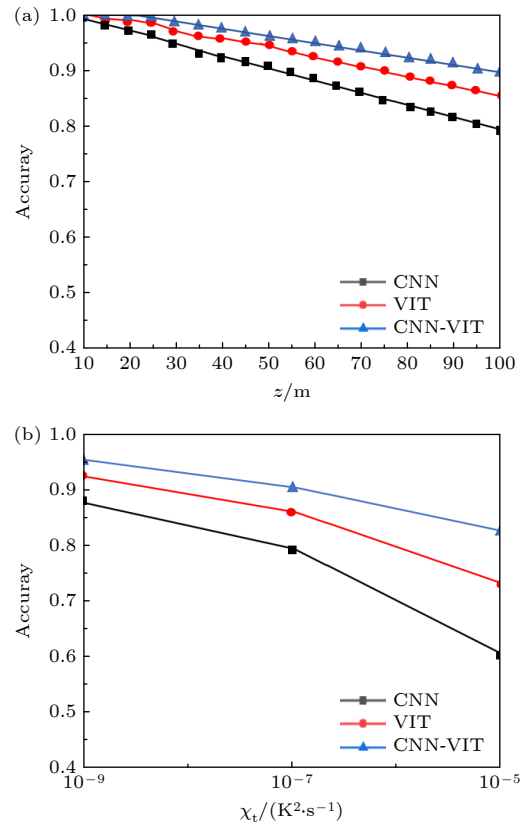


图 6 不同模型识别准确率随传输距离 (a) 和湍流强度 (b) 的变化
Fig. 6. Variation of recognition accuracy of different models with transmission distance (a) and turbulence intensity (b).

4 结 论

本文提出一种融合 CNN 与改进视觉变换器模型的叠加态涡旋光束识别方法 (CNN-VIT). 该方法以 CNN 为基础框架, 针对强海洋湍流导致相邻模式难以区分的问题, 引入视觉变换器并集成稀疏注意力机制以增强细节分辨能力, 在降低运算复杂度的同时有效维持了图像特征完整性. 实验表明, 通过模拟不同温度方差耗散率、传输距离及波长条件下的识别准确率变化曲线, 证实其收敛性能稳定. 横向对比显示, 在各类海洋湍流参数下, CNN-VIT 的识别准确率均显著优于 CNN 与独立视觉变换器模型. 该方法兼具鲁棒性强、识别效率高及实现简便等优势, 为海洋湍流环境下的高阶径向叠加 LG 光束 OAM 模式识别提供了创新解决方案.

参考文献

- [1] Erhard M, Fickler R, Krenn M, Zeilinger A 2018 *Light: Sci. Appl.* **7** 17146
- [2] Tamburini F, Anzolin G, Umbriaco G, Bianchini A, Barbieri C 2006 *Phys. Rev. Lett.* **97** 163903
- [3] Shen Y J, Wang X J, Xie Z W, Min C J, Fu X, Liu Q, Gong M L, Yuan X C 2019 *Light: Sci. Appl.* **8** 90
- [4] Molina Terriza G, Torres J P, Torner L 2001 *Phys. Rev. Lett.* **88** 013601
- [5] Wang J, Yang J Y, Fazal I M, Ahmed N, Yan Y, Huang H, Ren Y X, Yue Y, Dolinar S, Tur M, Willner A E 2012 *Nat. Photonics* **6** 488
- [6] Ren Y X, Huang H, Xie G D, Ahmed N, Yan Y, Erkmen B I, Chandrasekaran N, Lavery M P J, Steinhoff N K, Tur M, Dolinar S, Neifeld M, Padgett M J, Boyd R W, Shapiro J H, Willner A E 2013 *Opt. Lett.* **38** 4062
- [7] Zhu X L, Guo L, Zhu Q 2018 *IEEE Photonics J.* **10** 135
- [8] Fan W Q, Gao F L, Xue F C, Guo J J, Xiao Y, Gu Y J 2024 *Appl. Opt.* **63** 982
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E 2017 *Commun. ACM* **60** 84
- [10] Yang C Y, Shan K G 2020 *J. South-Central Minzhu Univ. (Nat. Sci. Ed.)* **39** 390 (in Chinese) [杨春勇, 闪开鸽 2020 中南民族大学学报 (自然科学版) **39** 390]
- [11] Wang X Y, Wang Z Y, Cheng Z Y, Pu J X 2022 *Chin. J. Quantum Electron.* **39** 955
- [12] Wang Z L, Li X F, Cai Y J, Liu X L 2025 *Opt. Express* **33** 12591
- [13] Guo Y, Lü H, Ding C L, Yuan C Z, Jin R B 2025 *Acta Phys. Sin.* **74** 014203 (in Chinese) [郭焱, 吕恒, 丁春玲, 袁晨智, 金锐博 2025 物理学报 **74** 014203]
- [14] Zhang C Z, Cao Y, Tu Q L, Peng X F 2023 *Laser J.* **22** 062235 (in Chinese) [张成志, 曹阳, 涂巧玲, 彭小峰 2023 激光杂志 **22** 062235]
- [15] Zhou X, Chen C Y, Yu H Y 2023 *Laser Optoelectron. Prog.* **60** 2306003
- [16] Wang J, Wang C B, Tan Z K, Lei S C, Wu P F 2024 *Sci. Sin. Phys. Mech. Astron.* **54** 284211
- [17] Lu J N, Cao C Y, Zhu Z Q, Gu B 2020 *Appl. Phys. Lett.* **116** 201105
- [18] Wu P F, Wang X D, Wang J, Tan Z K, Jia Z Y 2023 *Acta Opt.* **43** 1126001 (in Chinese) [吴鹏飞, 王小蝶, 王姣, 谭振坤, 贾致远 2023 光学学报 **43** 1126001]
- [19] Cai D M, Wang K, Jia P, Wang D, Liu J X 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 104217 (in Chinese) [蔡冬梅, 王昆, 贾鹏, 王东, 刘建霞 2014 物理学报 **63** 104217]
- [20] Nikishov V 2000 *Int. J. Fluid Mech. Res.* **27** 82
- [21] Hu J, Shen L, Albanie S, Sun G, Wu E H 2020 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **42** 2011
- [22] Wang T, Lan J F, Han Z 2022 *Front. Neurosci.* **16** 5

Orbital angular momentum pattern recognition method for vortex beam superposition states based on convolutional neural network and improved vision transformer*

SONG Zekun¹⁾⁵⁾ LIU Tao^{1)2)3)†} ZHAO Zhenbing¹⁾²⁾
ZHANG Rongxiang⁴⁾ DAI Huade⁴⁾

1) (*Department of Electronic and Communication Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China*)

2) (*Hebei Key Laboratory of Power Internet of Things Technology, North China Electric Power University, Baoding 071003, China*)

3) (*Yanzhao Electric Power Laboratory of North China Electric Power University, Baoding 071003, China*)

4) (*College of Physics Science and Technology, Hebei University, Baoding 071002, China*)

5) (*Information Department, Baoding No.1 Central Hospital, Baoding 071000, China*)

(Received 5 August 2025; revised manuscript received 22 September 2025)

Abstract

This work proposes a pattern recognition method for the superposition state orbital angular momentum (OAM) of vortex beams based on convolutional neural network (CNN) and improved vision transformer (VIT). Organically integrating the local feature extraction advantages of CNN with the global fast classification ability of VIT driven by sparse attention mechanism, using three sets of Laguerre-Gaussian (LG) beam patterns with superimposed light field intensity distribution maps of ocean turbulence distortion as input, efficient and accurate recognition of end-to-end wavefront distortion is realized. MATLAB numerical simulation is adopted to simulate the superposition state LG beam in ocean turbulent environment, power spectrum inversion method is used to simulate ocean turbulence, and recognition accuracy and confusion matrix are used as evaluation indicators for OAM pattern recognition. The experimental results show that the CNN-VIT model exhibits excellent performance in OAM pattern recognition accuracy under different ocean turbulence intensities, wavelengths, transmission distances, and mode intervals. Compared with existing CNN and VIT, the proposed model improves recognition accuracy by 23.5% and 9.65% respectively under strong ocean turbulence conditions, thus exhibiting strong generalization ability under unknown ocean turbulence strengths. This demonstrates the potential application of the CNN-VIT model in OAM pattern recognition of vortex light superposition states.

Keywords: vortex beam, ocean turbulence, convolutional neural network, mode recognition

DOI: [10.7498/aps.75.20251048](https://doi.org/10.7498/aps.75.20251048)

CSTR: [32037.14.aps.75.20251048](https://cstr.cn/32037.14.aps.75.20251048)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62071180) and the Ideological and Political Education Demonstration Project for Graduate Courses in Hebei Province, China (Grant No. YKCSZ2024095).

† Corresponding author. E-mail: taoliu@ncepu.edu.cn

基于卷积神经网络与改进视觉变换器的涡旋光束叠加态轨道角动量模式识别方法

宋泽坤 刘涛 赵振兵 张荣香 代华德

Orbital angular momentum pattern recognition method for vortex beam superposition states based on convolutional neural network and improved vision transformer

SONG Zekun LIU Tao ZHAO Zhenbing ZHANG Rongxiang DAI Huade

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 75, 010402 (2026) DOI: 10.7498/aps.75.20251048

CSTR: 32037.14.aps.75.20251048

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.75.20251048>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于图像融合和卷积神经网络的相位恢复方法

Phase retrieval wavefront sensing based on image fusion and convolutional neural network

物理学报. 2021, 70(5): 054201 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201362>

基于信息熵赋权的多通道卷积神经网络节点重要性评估方法

Entropy-based weighted multi-channel convolutional neural network method for node importance assessment

物理学报. 2025, 74(12): 126401 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250329>

基于卷积神经网络的非对称共光路相干色散光谱仪背景白光干扰去除

Removal of background white light in coherent-dispersion spectrometer based on convolutional neural network

物理学报. 2025, 74(10): 104201 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250090>

基于卷积神经网络的双站雷达散射截面减缩超表面设计

Design of bistatic radar cross section reduction metasurface based on convolutional neural networks

物理学报. 2025, 74(10): 107802 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250109>

基于CNN-Transformer结合衍射的分数阶轨道角动量模态识别

Recognition of fractional orbital angular momentum modes based on convolutional neural network-transformer model combined with triangular diffraction

物理学报. 2025, 74(24): 244202 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20251033>

海洋湍流对光子轨道角动量量子通信的影响

Effects of ocean turbulence on photon orbital angular momentum quantum communication

物理学报. 2022, 71(1): 010304 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211146>