

文章编号 1004-924X(2025)15-2342-12

全息环纹噪声的空频协同智能抑制

陈本永, 熊 壮, 黄 柳*, 张艳超*, 傅霞萍

(浙江理工大学 信息科学与工程学院(网络空间安全学院), 浙江 杭州 310018)

摘要: 数字全息成像中, 由微观散射体衍射产生的环纹噪声在数值重建中被非线性放大为结构化相位误差, 制约了定量相位成像与三维重建精度。针对环纹噪声理论模型及抑制方法, 提出一种新型空域与频域协同的卷积神经网络模型 FUResNet, 建立多颗粒衍射场叠加模型精确模拟环纹噪声, 结合傅里叶神经算子、残差学习框架和注意力机制, 以实现环纹噪声的高效抑制与全息图关键特征的精准保留。FUResNet 在仿真及实测全息图中均优于现有方法, 其中, 背景噪声标准差降低 73.9%, 峰值信噪比提升 13.46 dB, 仿真中结构相似性提高 13.9%, 在噪声抑制、图像保真和结构保护三个关键维度上取得实质性改进, 为高精度定量相位成像提供有效解决方案。

关键词: 数字全息; 环纹噪声; 相位成像; 傅里叶神经算子; 卷积神经网络

中图分类号: TH744; O436 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20253315.2342

CSTR: 32169.14.OPE.20253315.2342

Intelligent spatial-frequency cooperative suppression of holographic ring noise

CHEN Benyong, XIONG Zhuang, HUANG Liu*, ZHANG Yanchao*, FU Xiaping

(School of Information Science and Engineering (School of Cyber Science and Technology),
Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

* Corresponding author, E-mail: huangliu@zstu.edu.cn; yczhang@zstu.edu.cn

Abstract: In digital holographic imaging, ring noise produced by the diffraction of microscopic scatterers is nonlinearly amplified into structured phase errors during numerical reconstruction, thereby limiting the accuracy of quantitative phase imaging and three-dimensional reconstruction. While speckle-noise suppression has been extensively studied, systematic theoretical modeling and targeted suppression strategies for ring noise remain underdeveloped. A novel convolutional neural network, FUResNet, is proposed to operate jointly in the spatial and frequency domains. A multi-scatterer diffraction-field superposition model is formulated to accurately simulate ring-noise formation. FUResNet integrates Fourier neural operators, a residual-learning architecture, and attention mechanisms to suppress ring noise efficiently while preserving essential holographic features with high fidelity. Experimental evaluation on simulated and experimental holograms demonstrates that FUResNet significantly outperforms existing approaches: background-noise standard deviation is reduced by 73.9%, peak signal-to-noise ratio (PSNR) is increased by 13.46 dB, and structural similarity index measure (SSIM) is improved by 13.9%. These improvements across noise

收稿日期: 2025-05-16; 修订日期: 2025-07-15.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 52035015); 浙江省自然科学基金资助项目 (No. LQ23E050020)

suppression, image fidelity, and structural preservation indicate that FUResNet provides an effective solution for high-accuracy quantitative phase imaging.

Key words: digital holography; ring noise; phase imaging; fourier neural operator; convolutional neural network

1 引 言

数字全息术(Digital Holography, DH)是一种融合光学干涉记录与计算机数值重建的三维成像技术,可精确提取物光波前的空间振幅分布与相测量位延迟,为三维形貌与折射率测量提供全矢量场数据^[1-2],广泛应用于生物医学成像^[3]、材料科学^[4]和工业检测^[5-6]等领域。全息图质量是决定该技术测量精度的核心因素,而噪声是制约其质量提升的关键瓶颈之一。因此,深入解析全息图的噪声特性和物理生成机制,构建全息噪声的物理-统计混合模型,对提升数字全息定量相位测量精度具有重要意义。

根据噪声生成机制,全息噪声可分为系统噪声和随机噪声两类^[7]。系统噪声主要来源于成像系统的固有物理过程,如探测器非线性响应和周期性环境干扰等,具有可预测的空间/时间分布特性,可通过系统标定与频域滤波算法进行抑制。随机噪声包括与信号无关的加性噪声(如探测器热噪声、读出噪声)和与信号相关的乘性噪声(如散斑噪声、振动相位噪声),需通过建立概率模型来描述其统计特性。在相干成像系统中,散斑噪声源于散射光波的随机干涉效应,作为影响全息成像质量的核心噪声源,其物理机制明确,在激光相干成像领域中得到了广泛研究^[8-10]。除散斑噪声外,传播路径中随机分布的微观散射体(如尘埃、颗粒或光学元件表面缺陷)会通过衍射效应调制波前相位,在全息图中产生环纹噪声。这类噪声在基于角谱法或迭代算法的数值重建过程中,会因算法的非线性传递特性被放大为系统性相位误差,影响三维形貌测量精度。尽管环纹噪声的物理生成机制(多重散射与相干叠加)已有研究,但目前对环纹噪声的抑制方法仍缺乏系统性研究。

数字全息成像中的噪声抑制方法主要分为频域、空间域和深度学习三大类^[11-13]。其中,频域方法如加窗傅里叶滤波^[14-15](Windowed Fourier

Filter, WFF)和小波滤波^[16],通过分析全息图干涉条纹的局部空间频率分布,能有效抑制周期性噪声和散斑噪声,但其性能依赖滤波参数选择(如窗口尺寸/小波基),对非平稳噪声适应性差^[17]。空间域方法如非局部均值滤波和三维块匹配算法^[18](Block-Matching and 3D Filtering, BM3D),通过分析全息图的像素强度分布实现噪声抑制,但其未能充分考虑全息图中噪声的物理特性,特别是相位-振幅的耦合关系,对全息图噪声抑制效果有限。为了克服上述局限,研究人员提出了空间-频域混合去噪方法(如小波-空间域联合去噪^[19]),利用频谱分析和空间域结构保持能力,但仍存在参数设定依赖经验、对复杂噪声环境的适应性不足等固有问题。

近年来,深度学习通过多层次特征提取和端到端训练机制,构建了从含噪输入到高质量输出的非线性映射,在通用图像去噪任务中表现出良好性能^[20]。然而,在数字全息成像这一特殊应用场景中,现有深度学习方法面临两个挑战。首先,传统CNN架构的局部卷积运算难以有效建模全息图的全局特征,既无法充分捕捉傅里叶域的线谱特征(如周期性噪声),也难以保持空间域的相位梯度关联(如干涉条纹连续性)^[21]。其次,目前大多数基于深度学习的数字全息降噪方法,利用高斯噪声模型来制作散斑噪声仿真数据集^[22],不能准确表征实际全息成像中的复杂噪声特性,导致模型在实际应用中的泛化性能受限。

本文提出了一种全息环纹噪声的空频协同智能抑制方法,构建混合卷积神经网络模型(FUResNet)。基于夫琅禾费圆孔衍射理论,建立多颗粒衍射场叠加模型精确模拟环纹噪声,生成配对的含噪-无噪全息图数据集。采用傅里叶神经算子(Fourier Neural Operator, FNO)直接解析噪声的全局频域特征,引入频域注意力机制动态调节关键频谱成分,配合ResNet增强的跨层连接,在消除环纹噪声的同时完整保留全息干涉条纹和相位细节。总之,FUResNet能克服传

统空间域方法对周期性噪声抑制不足的局限,避免了纯频域方法导致的细节损失问题,实现了噪声消除与结构特征的最佳平衡。

2 原理

2.1 全息图中环纹噪声模型

数字全息系统的环纹噪声,主要源于激光传播路径中随机分布的微观散射体产生的圆孔衍射效应,如图 1(a)所示。根据夫琅禾费衍射理论,单个颗粒会产生确定的同心圆衍射图样(泊松亮斑),在实际系统中随机分布的障碍物会形成叠加的环纹噪声。如图 1(b)所示,假设一个直径为 d_j 的圆形颗粒位于衍射平面 $x_o-y_o(z=0)$,波长为 λ 的平面波沿 z 轴平行入射,观测平面 $x-y$ 上任意点(距离 z_j)的复振幅为 $U_j(x, y)$ 可通过角谱法计算,即:

$$U_j(x, y) = F^{-1}\{F[t_j(x_o, y_o)] \cdot H(f_x, f_y, z_j)\}, \quad (1)$$

$$H(f_x, f_y, z_j) = \exp\left[i2\pi z_j \sqrt{\frac{1}{\lambda^2} - f_x^2 - f_y^2}\right], \quad (2)$$

其中: f_x, f_y 为空间频率坐标; $t_j(x_o, y_o)$ 为圆形颗粒的平面光场, $t_j(x_o, y_o) = \text{circ}(2\sqrt{x_o^2 + y_o^2}/d_j)$, circ 描述圆形孔径数学函数; $H(f_x, f_y, z_j)$ 为角谱传递函数。

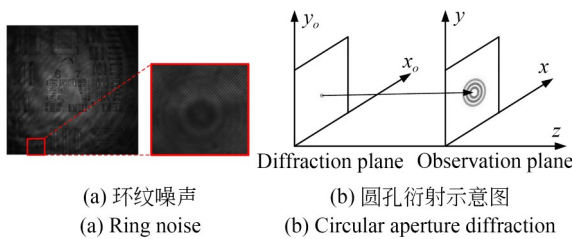


图 1 全息图环纹噪声模型

Fig. 1 Holographic ring noise model

考虑实际光学系统中随机分布的颗粒群,通过线性叠加构建环纹噪声的复合衍射场,得到:

$$U_{\text{total}}(x, y) = \sum_{j=1}^N A_j U_j(x, y) \cdot e^{i\phi_j}, \quad (3)$$

其中: N 为颗粒数量, A_j 和 ϕ_j 为第 j 个颗粒的散射振幅和随机相位。

含有环纹噪声的全息图 $H(x, y)$ 可表示为:

$$H(x, y) = H_0(x, y) + \xi \cdot U_{\text{total}}(x, y), \quad (4)$$

其中: $H_0(x, y)$ 表示无环纹噪声的全息图; ξ 是噪声同化系数,用于控制叠加噪声的强度。

2.2 数据集生成

基于上述多颗粒衍射场叠加模型精确模拟环纹噪声,通过标准化流程自动生成配对的含噪-无噪全息图数据集,为 FUResNet 模型训练提供具有严格物理约束的数据支持和样本多样性。图 2 展示了仿真数据集生成流程,具体步骤如下:

Step 1 物光束生成,基于三维建模技术生成

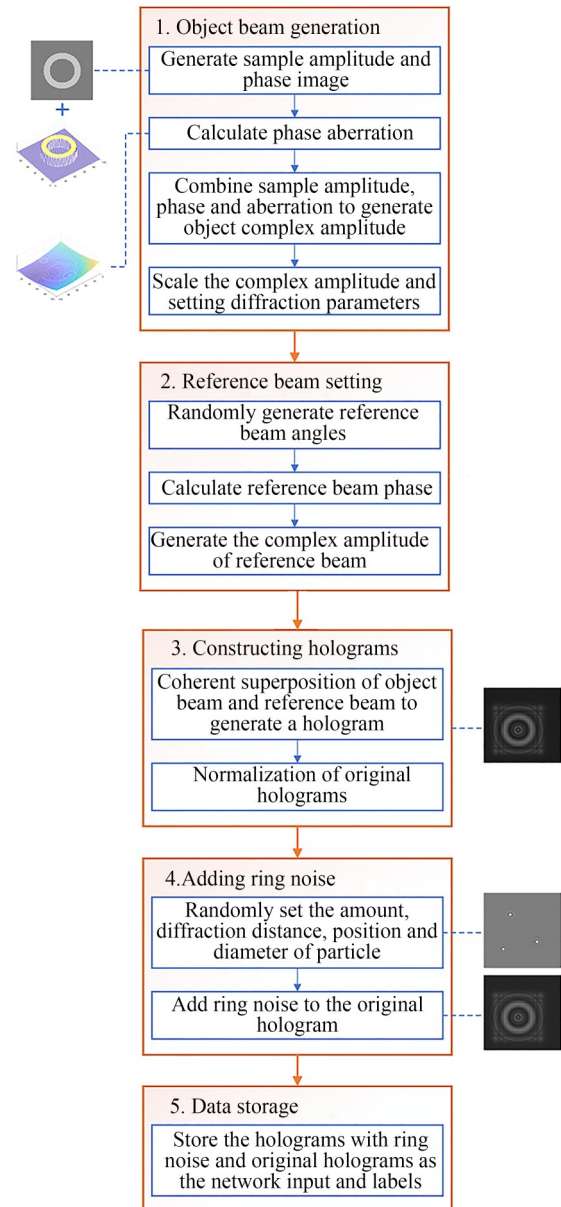


图 2 仿真数据集生成流程

Fig. 2 Flowchart of simulated dataset generation

具有不同形貌特征的仿真样本,如图 3 所示。统一将这些样本的结构高度设为 1 rad,背景区域高度设为 0 rad。利用 Zernike 多项式拟合相位畸变,模拟实际光学系统像差。组合样本振幅、高度相位和相位畸变,生成物光复振幅。



图 3 仿真样本强度

Fig. 3 Simulated sample intensity

Step 2 参考光束设置,随机生成平面参考光束的入射角度,结合单位振幅和倾斜相位,生成参考光复振幅。

Step 3 构建全息图,在记录平面相干叠加物光束和参考光束模拟离轴全息干涉,构建一幅数字全息图,随后对全息图进行归一化处理,输出原始无噪声全息图。

Step 4 添加环纹噪声,随机设置微观颗粒的数量、衍射距离、位置、直径、散射振幅和随机相位等参数,根据式(1)~式(3)生成多颗粒衍射场叠加的环纹噪声,再将其叠加到原始无噪声全息图上,输出含有环纹噪声的全息图。

Step 5 数据存储,将具有环纹噪声的全息图作为网络输入,将原始无噪声全息图作为标签,建立 10 000 对配对数据集,如图 4 所示,按照 8:2 的比例划分训练集和测试集。

本研究构建的仿真数据集能够确保模型准确学习噪声的双域特征,同时建立可量化的评估体系,为方法验证和性能比较提供了标准化平台。

2.3 FUResNet 网络模型

本文提出的 FUResNet 模型如图 5 所示,构建了融合 FNO^[23-24]、残差学习以及注意力机制^[25]的混合 CNN 框架。该模型结合频域全局特征解析与空间域局部细节提取能力,实现了对全息图中环纹噪声的高效抑制,同时保证了干涉条纹的相位连续性和样品结构的完整特征。FUResNet

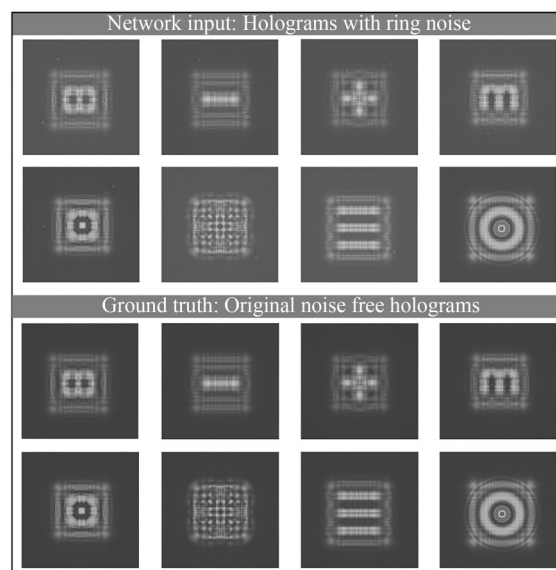


图 4 部分仿真数据集

Fig. 4 Partial simulation dataset

由输入模块、多个空间傅里叶变换(Spatial Fourier Transform, SFT)模块、跳跃连接和输出模块组成。

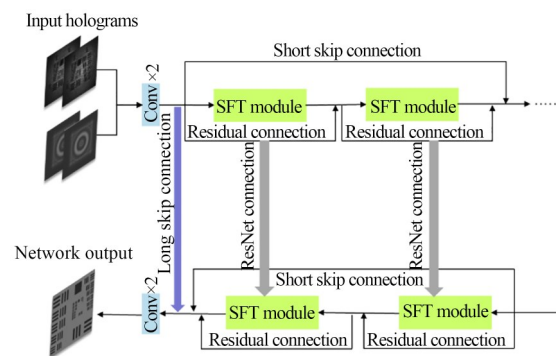


图 5 FUResNet 模型架构

Fig. 5 Architecture of FUResNet model

FUResNet 中,每两个 SFT 模块为一组,共 8 组,前 4 组作为编码器,后 4 组作为解码器。每组通过长跳跃连接和短跳跃连接实现全局特征和局部特征的高效融合,能够有效提取环纹噪声的多尺度信息。在编码器和解码器跨层连接中加入 ResNet 模块^[26],通过残差学习机制对直接跳跃连接传递的特征进行深度优化与多尺度融合。

输入模块采用多尺度并行卷积架构,实现对环纹噪声全息图的初始特征提取与空间分辨率

适配。具体而言,该模块通过并行的 3×3 和 5×5 卷积核组,分别提取不同尺度的局部特征(如边缘、纹理),并通过通道拼接融合多尺度信息。其数学表达式为:

$$F_{\text{init}} = \text{Concat} \begin{bmatrix} \text{Conv}_{3 \times 3}(I_{\text{input}}) \\ \text{Conv}_{5 \times 5}(I_{\text{input}}) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中:Concat[·]表示通道拼接; I_{input} 为输入全息图; $\text{Conv}_{3 \times 3}$ 和 $\text{Conv}_{5 \times 5}$ 分别表示 3×3 和 5×5 卷积操作。

FUResNet 主体由多个 SFT 模块组成,其网络结构如图 6 所示。首先,输入特征经过 1×1 卷积进行通道整合,以减少计算复杂度并优化特征表示。在上支路采用傅里叶域特征增强策略:通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)将空间特征映射至频域,以全局化表征环纹噪声的周期特性;引入频域注意力机制,通过可学习的权重矩阵 W_e 动态增强与噪声相关的关键频率成分,抑制无关频率干扰。随后,将增强后的频域特征通过逆傅里叶变换(IFTT)还原到空间域,与空间域特征进行融合。在空间域中,由 3×3 卷积、 5×5 卷积和 3×3 空洞卷积组成的多尺度卷积模块捕获不同感受野下的局部信息。所有分支输出经参数化整流单元(PReLU)非线性激活后,在通道维度进行特征拼接融合。

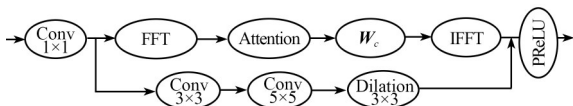


图 6 SFT 模块结构

Fig. 6 SFT module structure

FUResNet 通过层级化特征传递机制实现多尺度信息融合:短跳跃连接强化相邻层级间的局部特征一致性,长跳跃连接建立深层语义特征与浅层细节特征的全局关联。输出模块采用级联式上采样架构,通过 3×3 精细化卷积校正特征映射,双线性插值恢复空间分辨率,输出去噪全息图。该过程可表示为:

$$F_{\text{up}} = \text{Upsample}[\text{Conv}_{3 \times 3}(F_{\text{in}})], \quad (6)$$

其中: F_{up} 为高频增强后的上采样输出特征图,即去噪全息图;Upsample[·]为双线性插值上采样操作; $\text{Conv}_{3 \times 3}$ 为 3×3 卷积操作; F_{in} 为输出模块的

输入特征图。

为了有效解决编解码器间的特征退化问题,在跨层连接中引入改进的 ResNet 模块。该模块采用双路设计:主路径通过两个 3×3 卷积层配合 PReLU 激活函数提取高层语义特征,旁路则使用 1×1 卷积调整通道维度以保留原始特征细节。通过双卷积处理和非线性激活,该设计不仅能够有效抑制冗余信息,还能保留编码器低级特征中的关键信息,显著缓解了上采样过程中的特征衰减问题。输出融合公式可表示为:

$$F_{\text{res_out}} = \text{Conv}_{1 \times 1}(F_{\text{res_in}}) + \text{Conv}_{3 \times 3}\{\text{PReLU}[\text{Conv}_{3 \times 3}(F_{\text{res_in}})]\}, \quad (7)$$

其中: $F_{\text{res_in}}$ 和 $F_{\text{res_out}}$ 分别为 ResNet 模块输入和输出特征图。

2.4 网络训练

实验平台的硬件配置采用 Intel Xeon Gold 5118 处理器(主频 2.30 GHz)和 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡,软件环境基于 TensorFlow 深度学习框架,配合 Conda 23.5.0 环境管理工具和 Python 3.8.18。在模型优化方面,选用 Adam 优化算法进行参数更新,其中动量系数 β_1 和 β_2 分别配置为 0.9 和 0.99,训练周期设置为 200 轮,批量大小设置为 2。训练过程中,采用动态学习率调整策略:初始学习率设定为 10^{-3} ,并实施严格的训练监控机制。当损失函数值连续 20 次迭代均低于 0.1 时,系统会自动将学习率减半,这种自适应学习率调整方法有助于提高模型的收敛精度。采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)作为损失函数,以结构相似性(Structural Similarity Index Measure, SSIM)^[27]作为模型性能的评价指标,这两个指标能够全面反映模型的去噪效果和图像质量保持能力。

图 7 展示了 FUResNet 损失函数与评价函数的训练和验证曲线。从图中可以看到,随着训练轮数的增加,损失函数和评价函数曲线均呈现出良好的收敛特性。具体表现为:训练集上的损失值和 SSIM 最终分别稳定在 0.000 2 和 0.999,验证集上的损失值和 SSIM 则收敛至 0.000 3 和 0.998。虽然在部分轮数(如 25、50)上出现了轻微指标波动(可能源于学习率调整),但并未对整体趋势产生显著影响。这些定量结果表明,所提出模型未出现过拟合现象,损失函数设计合理有

效,网络架构具备良好的泛化能力。

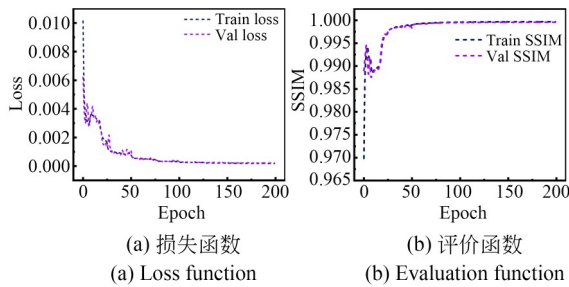


图7 FUResNet训练与验证曲线

Fig. 7 Training and validation curves of FUResNet

2.5 消融实验

为验证FUResNet各模块的有效性,设计了系统的消融实验方案。在保持仿真数据集和超参数设置一致的前提下,逐步引入和移除关键模块(SFT模块、注意力机制和ResNet模块),采用3个量化指标进行评估:峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)评估去噪强度;SSIM衡量结构保持能力;背景区域标准差(Standard Deviation, SD)定量分析噪声残留水平。实验设计确保各对比组仅存在单一变量差异,具体对比模型为:Baseline为标准U-Net模型;FUResNet without SFT为移除SFT模块的FUResNet模型;FUResNet without Attention为移除频域注意力机制的模型;FUResNet without Residual为移除残差连接(包括ResNet模块)的模型;Full FUResNet为完整环纹噪声消除模型。消融实验的定量评估结果见表1。

表1 消融实验结果

Tab. 1 Ablation experiment results

模型配置	PSNR /dB	SSIM	SD /rad
Baseline	29.1	0.835	0.049 8
FUResNet without SFT	30.2	0.851	0.045 3
FUResNet without Attention	32.4	0.927	0.032 1
FUResNet without Residual	31.6	0.924	0.027 5
FUResNet	35.2	0.997	0.023 6

由表1可知,SFT模块对性能影响最为显著,其移除导致PSNR下降5.0 dB,SSIM降低14.6%,SD增加91.9%;频域注意力机制的缺失

使SD增加36%;残差连接的移除导致SD增加16.5%。实验结果表明,SFT模块通过频-空域特征转换实现了核心特征提取,注意力机制通过频谱加权实现了噪声选择性抑制,而残差连接保障了有效信息的无损传递。

3 仿真分析与讨论

3.1 仿真实验A

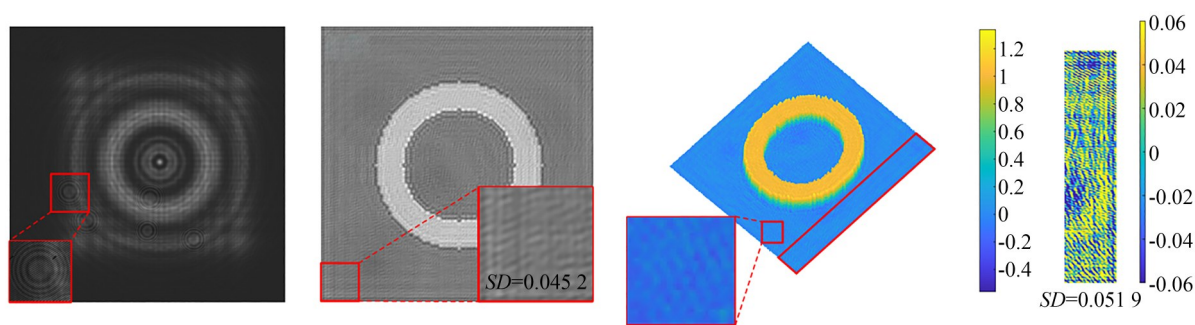
为了系统评估FUResNet模型的降噪性能,首先,将仿真的环纹噪声全息图输入训练好的模型进行噪声抑制;随后,通过空间滤波、角谱法数值再现、相位解包裹及相位畸变补偿等步骤,获取再现强度图与样本相位分布,如图8所示。

由图8可知,全息图去噪后环纹噪声显著减弱;再现强度图去噪后局部背景SD从0.045 2降至0.024 3,降幅达46.2%;相位分布图去噪后噪声波动明显减弱,选定区域的相位SD由0.051 9 rad降至0.026 8 rad,降幅达48.4%。由此表明,FUResNet模型能有效抑制全息图中的环纹噪声,显著降低由环纹噪声在角谱法数值重建过程中引入的系统性强度和相位波动。

3.2 仿真实验B

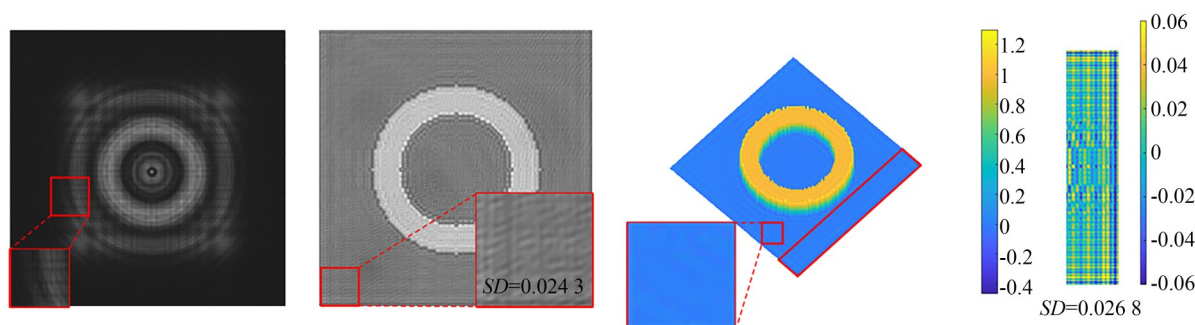
将FUResNet模型与3种主流去噪方法进行对比实验,包括混合域数值方法(WFF-BM3D)^[14];空间域深度学习方法,基于残差学习的经典去噪网络(DNCNN)^[28];频域深度学习方法,基于频域特征学习的深度卷积网络(SCNN)^[29]。图9系统比较了4种降噪方法对典型环纹噪声仿真全息图的处理效果。

由图9可知,全息图中环纹噪声逐渐减弱,FUResNet展现出最优的环纹噪声抑制能力,视觉上几乎消除了环纹特征;相位分布中FUResNet降噪后SSIM达0.958 3,显著优于WFF-BM3D(0.880 8),DNCNN(0.882 6)和SCNN(0.882 9)等方法;在原环纹噪声叠加的样本结构边缘区域(方框),FUResNet降噪后的样本结构边缘形变最小,证明其优异的相位结构与细节保护能力;FUResNet将背景相位波动SD从0.046 2 rad降至0.021 9 rad,降幅达52.6%,表明它能有效抑制环纹噪声在数值重建中的误差传递。



(a) 仿真环纹噪声全息图、再现强度图、相位分布以及局部相位图

(a) Hologram with ring noise, reconstructed intensity image, phase distribution and local phase map, respectively



(b) FUResNet去噪全息图、再现强度图、相位分布以及局部相位图

(b) Denoised hologram of FUResNet, reconstructed intensity image, phase distribution and local phase map, respectively

图 8 FUResNet在模拟数据上的降噪性能定量比较

Fig. 8 Quantitative comparison of FUResNet denoising performance on simulated data

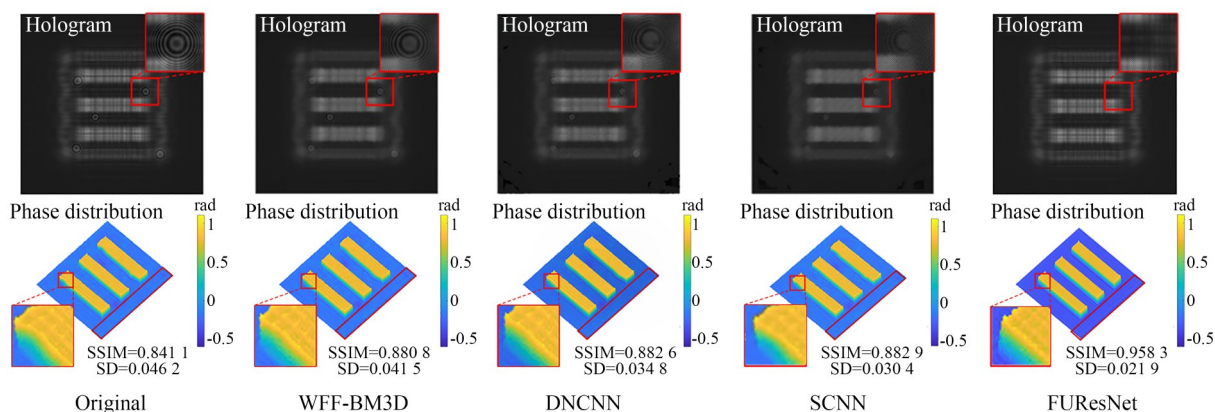


图 9 四种方法在模拟数据上的降噪性能定量比较

Fig. 9 Quantitative comparison of denoising performance using four methods on simulated data

这些定性和定量分析验证了FUResNet通过频-空域联合特征学习、注意力引导的噪声频谱抑制、残差连接的细节保护机制,实现了环纹噪声的精准消除与样本结构的完整保持。

4 实 验

基于马赫-曾德尔反射式离轴数字全息显微系统如图 10 所示。物光束通过 10× 显微物镜 (MO) 照明被测样品,由样品反射后通过第二分

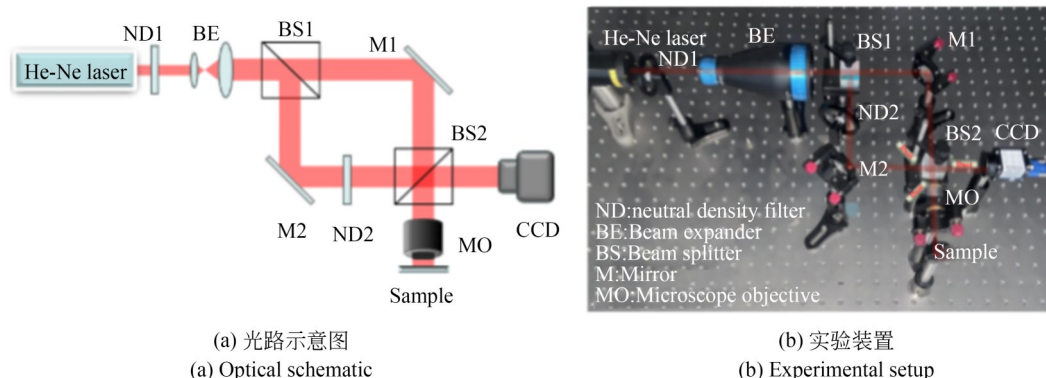


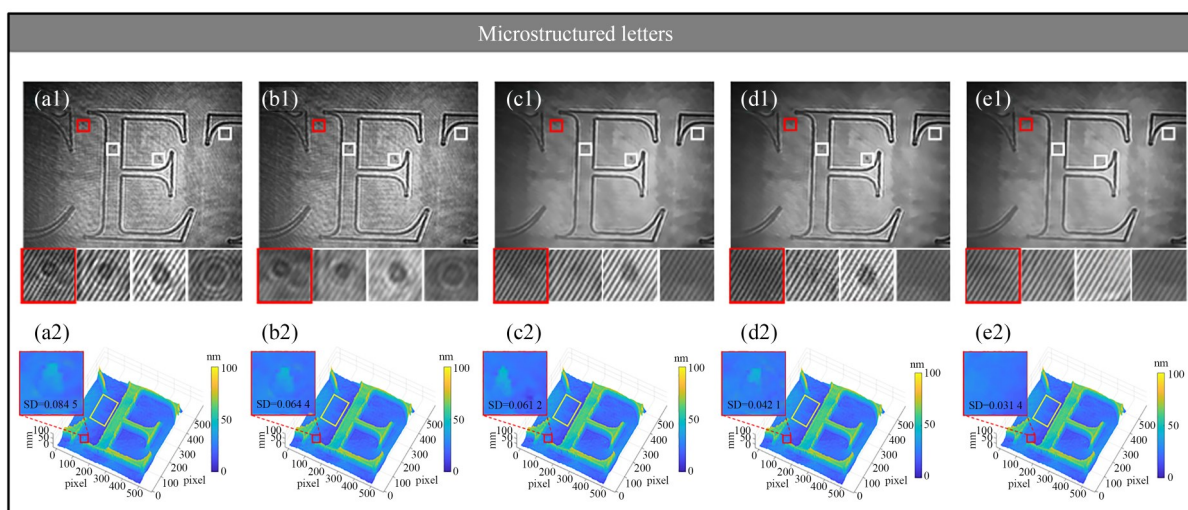
图 10 基于马赫-曾德尔反射式离轴数字全息显微镜
Fig. 10 Mach-Zehnder-based reflective off-axis digital holographic microscopy

束器(BS2)成像在CCD相机(分辨率 $1\,200\times 1\,200$ pixel,像元尺寸为 $4.4\,\mu\text{m}$)感光面。参考光束与物光束在CCD感光面上离轴干涉,形成携带样品信息的全息图。

图11(a1)为字母型微结构的实验全息图,图11(b1)~11(e1)分别对应WFF-BM3D, DNCNN, SCNN及本文提出FUResNet的降噪全息图。定性分析方框标记的环纹噪声放大图,可以看出:FUResNet能精准消除实验全息图中的环纹噪声,同时保持干涉条纹完整度;DNCNN和SCNN可抑制部分环纹噪声,存在明显残留;而WFF-BM3D对环纹噪声的抑制效果不显著。图11(a2)展示了未降噪重建的微结构三维轮廓,图11(b2)~11(e2)为各方法降噪后的重建三维轮廓。FUResNet降噪后的三维轮廓背景最为平坦,背景相位波动SD从 $0.084\,5$ rad降至 $0.031\,4$ rad,降幅

达到62.8%。相较之下,其他方法处理后的背景区域均出现不同程度的异常凸起和相位波动(WFF-BM3D:SD= $0.064\,4$ rad;DNCNN:SD= $0.061\,2$ rad;SCNN:SD= $0.042\,1$ rad)。

图11(a3)展示了由离轴数字全息系统^[11]采集的USAF 1951分辨率板全息图,图11(b3)~11(e3)分别对应WFF-BM3D, DNCNN, SCNN及FUResNet方法的降噪全息图。可以看出,FUResNet能有效消除USAF 1951全息图中的环纹噪声,而其他方法对环纹噪声的抑制效果均不理想。图11(a4)为未降噪重建的USAF 1951分辨率板相位分布,图11(b4)~11(e4)为各方法降噪后的重建结果。观察原环纹噪声叠加区域发现:FUResNet降噪后的相位分布保持了最优的结构轮廓,未降噪及其他方法处理后的相位分布均出现明显的结构变形。



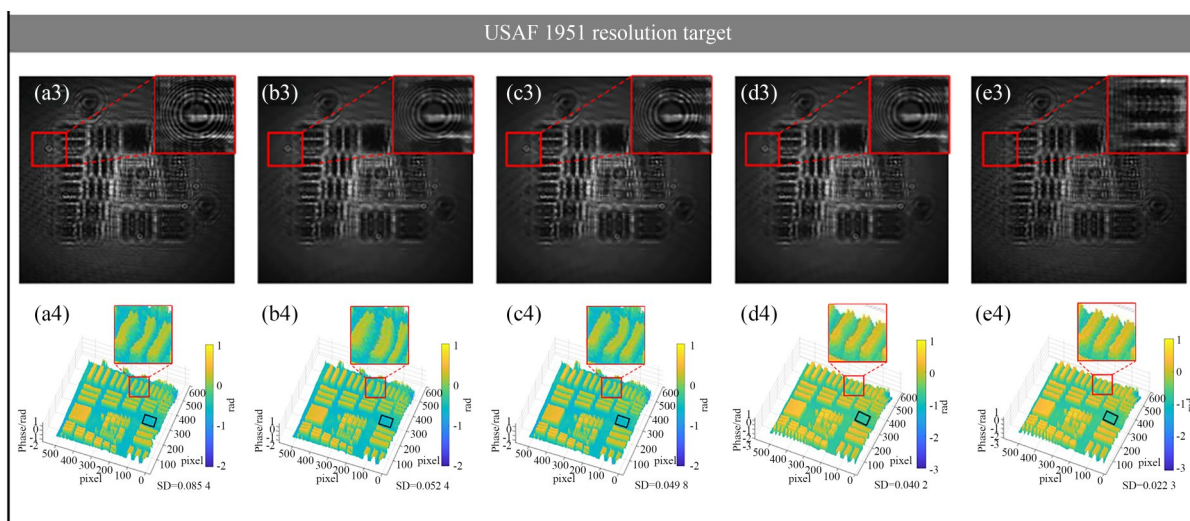


图 11 四种方法在字母微结构和 USAF 1951 分辨率板实验全息图上的降噪性能比较。(a1)~(a4) 实验全息图及未降噪重建相位分布;(b1)~(b4) WFF-BM3D 降噪全息图及相位分布;(c1)~(c4) DNCNN 降噪全息图及相位分布;(d1)~(d4) SCNN 降噪全息图及相位分布;(e1)~(e4) FUResNet 降噪全息图及相位分布

Fig. 11 Denoising performance comparison of four methods on experimental holograms. (a1)-(a4) Raw holograms and corresponding reconstructed phase distributions; (b1)-(b4) denoised holograms and phase distributions using WFF-BM3D; (c1)-(c4) results from DNCNN; (d1)-(d4) results from SCNN; (e1)-(e4) results from FUResNet

为了定量评估不同方法在实验全息图上的降噪性能,采用 PSNR 和相位 SD 作为量化指标。以无环纹噪声全息图的重建结果为基准,分别计算字母微结构和 USAF 1951 分辨率板重建结果的 PSNR;在字母微结构三维轮廓图 11(a2)~11(e2)中,选取 100×157 像素的背景区域计算相位 SD 数据;在 USAF 1951 分辨率板相位分布图

11(a4)~11(e4)中,选取 80×105 像素的背景区域计算相位 SD 数据。各方法的 PSNR 和 SD 统计结果见图 12。

在 PSNR 指标评估中, FUResNet 优势明显, USAF 1951 分辨率板达 34.078 9 dB, 字母微结构达 32.124 5 dB。具体而言,相较于传统 WFF-BM3D 方法, FUResNet 在两类样本上分别提升

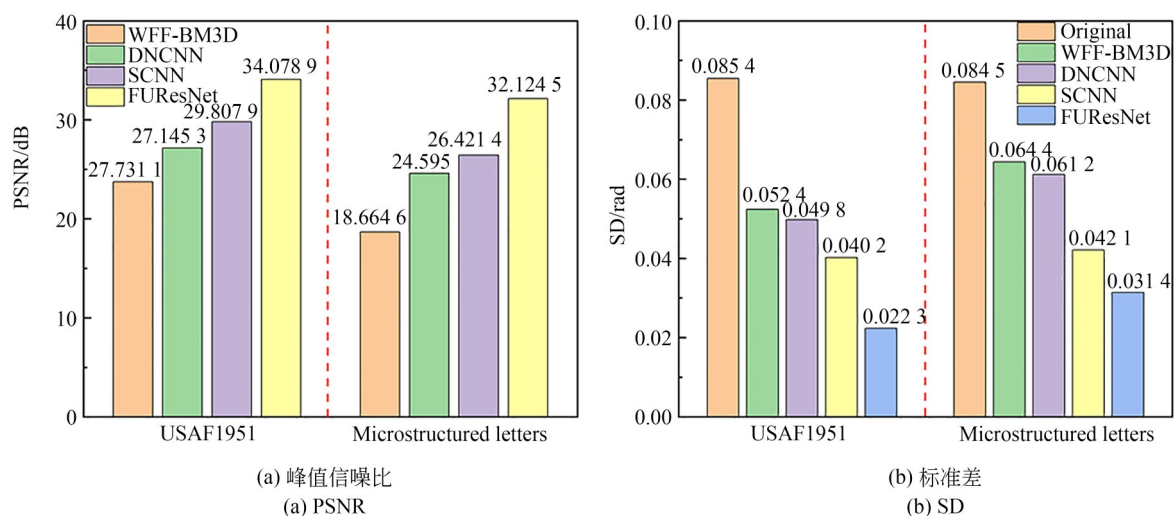


图 12 USAF 1951 分辨率板和字母微结构的定量评估

Fig. 12 Quantitative evaluation of USAF 1951 resolution target and microstructured letters

10.35 dB 和 13.46 dB;与深度学习方法 DNCNN 和 SCNN 相比,优势幅度达 4.27~7.53 dB。

在相位 SD 评估中, FUResNet 对 USAF 1951 分辨率板的 SD 值降至 0.022 3 rad, 较未降噪(0.085 4 rad)降低 73.9%;对字母型微结构的 SD 值为 0.032 2 rad, 较未降噪(0.051 4 rad)降低 37.4%, 均优于 3 种对比方法。

综合分析表明,相较于传统方法和现有深度学习算法, FUResNet 在实现有效噪声抑制的同时,更好地保持了微观结构特征和相位分布的准确性,在定量相位成像应用中具有明显的优势。

5 结 论

针对激光相干成像中由微观散射体衍射产生的环纹噪声,在数值重建过程中因算法非线性传递特性被放大为结构化相位误差的问题,本文提出了一种全息环纹噪声的空频协同智能抑制方法。首先基于夫琅禾费圆孔衍射理论,建立了多颗粒衍射场叠加模型精确模拟环纹噪声,生成了配对的含噪-无噪全息图仿真数据集;构建空频协同的混合 CNN 模型 FUResNet,采用傅里叶神经算子直接解析环纹噪声的全局频域特征;引入频域注意力机制动态调节关键频谱成分,配合 ResNet 增强的跨层连接,实现

环纹噪声的多尺度特征分解与自适应抑制。仿真与实验结果表明, FUResNet 方法在全息图环纹噪声抑制方面展现出显著成效:在噪声抑制能力方面,再现强度图背景 SD 降低 46.2%,相位重建中环纹噪声区域 SD 降低 62.8%,非环纹噪声区域 SD 降低 73.9%;在图像保真性能上, USAF 1951 分辨率板和字母微结构的 PSNR 分别达到 34.08 dB 和 32.12 dB,较传统方法提升 10.35 dB 和 13.46 dB;在样本结构保护方面,相位分布的 SSIM 达 0.958 3,边缘保持性能提升 13.9%,优于 WFF-BM3D, DNCNN 和 SCNN 方法。这些定量结果验证了 FUResNet 通过频-空域协同特征学习、注意力引导的噪声频谱抑制、残差连接的细节保护机制,在噪声抑制、图像保真和结构保护三个关键维度上均取得实质性改进,为高精度定量相位成像提供了解决方案。

作者贡献声明:

陈本永:测量方法提出,获取资助,提供资源,项目管理,论文审核与编辑;

熊壮:测量实验设计,方法论证,初稿写作;

黄柳:实验数据分析,获取资助,论文审核与编辑;

张艳超:数据分析,方法论证,初稿写作;

傅霞萍:形式分析,调查研究。

参考文献:

- [1] 党长营,李建素,赵鹏飞,等. 利用频谱相位最大值自适应定位全息正一级频谱[J]. 光学精密工程, 2022, 30(11): 1272-1281.
DANG CH Y, LI J S, ZHAO P F, *et al.* Adaptively locating holographic positive first-order spectrum using maximum value of spectral phase[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(11): 1272-1281. (in Chinese)
- [2] 陈竹,姜宏振,刘旭,等. 数字全息术用于光学元件表面缺陷形貌测量[J]. 光学精密工程, 2017, 25(3): 576-583.
CHEN ZH, JIANG H ZH, LIU X, *et al.* Measurement of surface defects of optical elements using digital holography[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 576-583. (in Chinese)

- [3] KIM J, GO T, LEE S J. Volumetric monitoring of airborne particulate matter concentration using smart-phone-based digital holographic microscopy and deep learning[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2021, 418: 126351.
- [4] MIDGLEY P A, DUNIN-BORKOWSKI R E. Electron tomography and holography in materials science[J]. *Nature Materials*, 2009, 8(4): 271-280.
- [5] HALEEM A, JAVAID M, SINGH R P, *et al.* Holography and its applications for industry 4.0: an overview[J]. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, 2022, 2: 42-48.
- [6] EMERY Y, CUCHE E, MARQUET F, *et al.* Digital holography microscopy (DHM): fast and robust systems for industrial inspection with interferometer resolution [C]. *Optical Measurement Sys-*

- tems for Industrial Inspection IV. Munich, Germany. SPIE, 2005: 930.
- [7] MONTRESOR S, PICART P. Quantitative appraisal for noise reduction in digital holographic phase imaging[J]. *Optics Express*, 2016, 24(13): 14322.
- [8] CHARRIÈRE F, RAPPAZ B, KÜHN J, *et al.* Influence of shot noise on phase measurement accuracy in digital holographic microscopy [J]. *Optics Express*, 2007, 15(14): 8818-8831.
- [9] BIANCO V, MEMMOLO P, LEO M, *et al.* Strategies for reducing speckle noise in digital holography [J]. *Light: Science & Applications*, 2018, 7: 48.
- [10] MONTRESOR S, TAHON M, LAURENT A, *et al.* Computational de-noising based on deep learning for phase data in digital holographic interferometry [J]. *APL Photonics*, 2020, 5(3): 030802.
- [11] ZHANG J F, HUANG L, CHEN B Y, *et al.* Accurate extraction of the +1 term spectrum with spurious spectrum elimination in off-axis digital holography[J]. *Optics Express*, 2022, 30(15): 28142.
- [12] LIN Z H, JIA S H, ZHOU X, *et al.* Digital holographic microscopy phase noise reduction based on an over-complete chunked discrete cosine transform sparse dictionary [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 166: 107571.
- [13] DU T Y, KONG Y, QIAN X L, *et al.* Suppression of speckle noise in digital holography with spatial and temporal domain depolarization[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 22266-22274.
- [14] 牛瑞. 数字全息测量系统的散斑噪声抑制技术研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
- NIU R. *Study on Speckle Noise Suppression Technology of Digital Holographic Measurement System* [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022. (in Chinese)
- [15] TANG C, WANG L L, YAN H Q, *et al.* Comparison on performance of some representative and recent filtering methods in electronic speckle pattern interferometry[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(8): 1036-1051.
- [16] 肖文, 王庆伍, 潘锋. 小波结合双边滤波抑制全息相干噪声[J]. *光电工程*, 2016, 43(8): 39-46.
- XIAO W, WANG Q W, PAN F. Suppression of coherent noise by wavelet combined with bilateral filtering in digital holography [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, 43(8): 39-46. (in Chinese)
- [17] CYWIŃSKA M, TRUSIAK M, PATORSKI K. Automatized fringe pattern preprocessing using unsupervised variational image decomposition [J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22542-22562.
- [18] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, *et al.* Image denoising with block-matching and 3D filtering [C]. *Image Processing: Algorithms and Systems, Neural Networks, and Machine Learning*. San Jose, CA. SPIE, 2006: 606414.
- [19] AKL A, YAACOUB C. A hybrid filter for image despeckling with wavelet-based denoising and spatial filtering[C]. 2013 *Third International Conference on Communications and Information Technology (ICCIT)*. June 19-21, 2013, Beirut, Lebanon. IEEE, 2013: 325-329.
- [20] TANG J J, CHEN B Y, YAN L P, *et al.* Continuous phase denoising via deep learning based on perlin noise similarity in digital holographic microscopy [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(6): 8707-8716.
- [21] ZENG T J, ZHU Y M, LAM E Y. Deep learning for digital holography: a review [J]. *Optics Express*, 2021, 29(24): 40572-40593.
- [22] YAN K T, YU Y J, SUN T, *et al.* Wrapped phase denoising using convolutional neural networks [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 128: 105999.
- [23] WEN G G, LI Z Y, AZIZZADENESHELI K, *et al.* U-FNO: an enhanced Fourier neural operator-based deep-learning model for multiphase flow[J]. *Advances in Water Resources*, 2022, 163: 104180.
- [24] FANG Q, LI Q, SONG Q H, *et al.* Convolutional and Fourier neural networks for speckle denoising of wrapped phase in digital holographic interferometry [J]. *Optics Communications*, 2024, 550: 129955.
- [25] BRAUWERS G, FRASINCAR F. A general survey on attention mechanisms in deep learning [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(4): 3279-3298.

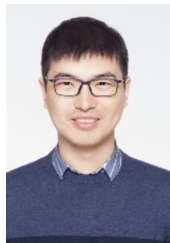
- [26] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770-778.
- [27] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [28] ZHANG K, ZUO W M, CHEN Y J, *et al.* Beyond a Gaussian denoiser: residual learning of deep CNN for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [29] 周文静, 邹帅, 何登科, 等. 频谱卷积神经网络实现全息图散斑降噪 [J]. *光学学报*, 2020, 40(5): 67-74.
- ZHOU W J, ZOU SH, HE D K, *et al.* Speckle noise reduction of holograms based on spectral convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(5): 67-74. (in Chinese)

作者简介:



陈本永(1965—),男,山东潍坊人,博士,教授,1989年于山东理工大学获得学士学位,1992年、2000年于浙江大学分别获得硕士和博士学位,主要从事纳米级位移测量与仪器研制、精密测量与控制技术方面的研究。E-mail: chenby@zstu.edu.cn

通讯作者:



张艳超(1988—),男,河北邯郸人,博士,副教授,2011年于昆明理工大学获得学士学位,2016年于浙江大学获得博士学位,主要从事机器视觉、图形图像处理等方面的研究, E-mail: yc-zhang@zstu.edu.cn

通讯作者:



黄柳(1987—),女,湖北汉川人,博士,讲师,2009年、2012年于中国计量大学分别获得学士和硕士学位,2021年于浙江理工大学获得博士学位,主要从事数字全息测量、微纳器件与芯片测试方面的研究。E-mail: huangliu@zstu.edu.cn