

文章编号 1004-924X(2024)14-2299-12

面向干涉包裹相位的多等级噪声抑制网络

刘 芸*, 吴晓强, 康 琦, 薛锦锋, 陈梦露, 张碧轩, 焦明星, 邢俊红
(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要:包裹相位是激光干涉测量获取相位信息的前提,为了减小测量过程中噪声对包裹相位条纹的干扰,提高重构图像的质量,提出了一种非对称融合非局部边缘提取神经网络(Asymmetric Fusion Non-Local and Verge Extraction Neural Network, AFNVENet)。该网络在FFDNet基础上,设计了非对称融合非局部块和边缘提取模块,通过融合不同级别噪声特征及反向引导去噪过程,在有效抑制多等级噪声的同时,保留了更多的图像细节信息。选择带有乘性散斑与加性随机噪声的包裹相位数据集用于训练,通过消融实验和对比实验结果表明,AFNVENet算法对不同等级的噪声都具有更好的噪声滤除效果,当噪声标准差在 $[0, 2.0]$ 范围内变化时,去噪后的PSNR、SSIM和SSI均值分别达到24.88 dB、0.97和0.95。此外,通过进一步解包裹结果表明,AFNVENet去噪后的解包裹相位均方根误差均值比SCAF、NLM、KSVD和DnCNN分别减小了87%、73%、79%和36%,验证了该方法的可行性。AFNVENet方法在抑制噪声时具有较好的鲁棒性,可适用于不同干涉测量环境下多等级噪声的包裹相位信息恢复。

关键词:激光干涉测量;包裹相位;噪声抑制;AFNVENet网络

中图分类号:O436.1 文献标识码:A doi:10.37188/OPE.20243214.2299

Multilevel noise suppression network of wrapped phase in interferometry

LIU Yun*, WU Xiaoqiang, KANG Qi, XUE Jinfeng, CHEN Menglu, ZHANG Bixuan,
JIAO Mingxing, XING Junhong

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology,
Xi'an 710048, China)

* Corresponding author, E-mail: lyun@xaut.edu.cn

Abstract: The wrapped phase is a precondition for obtaining phase information in laser interferometry. In order to reduce the interference of noise in the wrapped phase fringe during measurement and improve the quality of reconstructed image, an asymmetric fusion non-local and verge extraction neural network (AFNVENet) was proposed. The network was designed to add an asymmetric fusion non-local block and a verge extraction module based on FFDNet. By incorporating the noise features with different levels and reverse-guiding the denoising process, it could effectively suppress the noise with different levels while retaining more image details. The wrapped phase dataset with multiplicative speckle and additive random

收稿日期:2024-01-24;修订日期:2024-03-22.

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61805195, No. 51875455);陕西省重点研发计划项目(No. 2023-YBGY-400);西安市科技计划项目(No. 22GXFW0089);西安理工大学硕士研究生创新创业种子基金项目(No. 252082206)

noise was selected to train. The results of ablation and comparative experiments show that AFNVNet algorithm has better noise filtering effect for different level noises. When the noise standard deviation changes in the range of $[0, 2.0]$, the means of PSNR, SSIM and SSI are 24.88 dB, 0.97 and 0.95 after noise suppression, respectively. In addition, the unwrapped phase results further show that the RMSE mean of unwrapped phase denoised by AFNVNet is reduced by 87%, 73%, 79% and 36%, respectively, compared to SCAF, NLM, KSVD and DnCNN. The feasibility of method is verified. The AFNVNet method has better robustness in suppressing noises. It is suitable for recovering the wrapped phase information with multilevel noises in different interferometric environments.

Key words: laser interferometry; wrapped phase; noise suppression; AFNVNet network

1 引 言

在数字全息^[1]、干涉合成孔径雷达^[2]、散斑干涉^[3-4]等测量领域中,包裹相位条纹是获取真实相位信息的前提,其质量直接决定了再现物体的测量精度。然而不同测量环境中,激光光源的高相干性与环境干扰等因素常常会给包裹相位条纹带来不同等级的噪声,导致解包裹过程中出现不同程度的误差累积,严重影响了相位的重建质量。因此,为了抑制多种测量环境下的不同噪声,研究一种用于包裹相位条纹的多等级噪声抑制方法对重构真实相位和提高测量精度具有重要作用。

为了减小噪声在包裹相位条纹中的影响,国内外已开展了许多相关研究^[5-14],主要有低相干光源照明法^[7-9]、多幅全息图叠加平均法^[10]和数字图像处理法^[11-14]。低相干光源照明法虽然降低了光源的相干性,但是对光路的调谐要求较高。多幅全息图叠加平均法利用叠加平均效应降低噪声对比度,装置较复杂,且需要采集多幅全息图,难以实现实时测量。数字图像处理方法对于每幅噪声图像会进行参数调整,耗费了大量的计算成本。而且这些传统的去噪方法大多只是针对某种特定情况下的噪声进行滤除,较难满足不同等级噪声的抑制需求。近些年,随着人工智能的快速发展,神经网络在噪声抑制中的应用也越来越多。Hao 等人^[3]提出了一种基于卷积神经网络的电子散斑干涉条纹图像分批去噪算法,该算法适用于低噪声和较高噪声等级的条纹图像去噪,但对于高噪声等级的条纹图像会存在去噪后边缘模糊的现象。Yan 等人^[15]提出了一种改进的去噪卷积神经网络(Denoising Convolutional

Neural Network, DnCNN),实现了对散斑粒径为 1 的全息散斑干涉条纹的噪声抑制。Li 等人^[16]提出了一种基于膨胀块的深度卷积神经网络噪声抑制方法,该方法也只是针对几种噪声等级的相位图像展开了相关研究。Javier 等人^[17]在 U-Net 基础上提出了一种轻量化残差密集型神经网络,较好地恢复了散斑干涉相位条纹图像的主要特征,但该网络仍然只适用于一种噪声等级的情况。因而,目前基于深度学习的去噪方法大多只是针对同一等级或几种特定等级噪声进行抑制,而对于实际测量中存在的多等级噪声却难以获得较好的噪声抑制效果。虽然上海大学^[18]提出的频谱卷积神经网络可以对连续噪声等级的全息图进行噪声抑制,但对于滤波后保留全息图边缘细节信息的研究却较少涉及。因此,十分有必要研究一种有效的包裹相位条纹多等级噪声抑制方法,该方法不仅可以对不同等级噪声进行抑制,而且能够保留更多的条纹细节信息,提高成像质量。

本文基于快速灵活去噪卷积神经网络(Fast and Flexible Denoising Convolution Neural Network, FFDNet)^[19],提出了一种用于包裹相位条纹的多等级噪声抑制网络,即非对称融合非局部边缘提取神经网络(Asymmetric Fusion Non-Local and Verge Extraction Neural Network, AFNVNet)。该方法设计了非对称融合非局部块(Asymmetric Fusion Non-Local Block, AFNB)^[20]和边缘提取模块(verge extraction module, VEM),其中 AFNB 通过融合不同级别特征,提高非局部块的学习能力,增强去噪网络的灵活性和鲁棒性,VEM 模块将获得的边缘图反向传播,引导网络去噪过程,更好地保留图像的边缘细节

信息。所提出的 AFNVENet 方法无需反复训练,就能够在抑制不同等级噪声的同时,保留更多的条纹细节信息,可适用于不同测量环境下多个噪声等级包裹相位信息的恢复。

2 噪声模型

散斑噪声是表面粗糙物体在相干光照射下形成的大量随机分布的颗粒状亮点和暗点,会导致包裹相位条纹图像出现细节缺失、对比度降低、边缘模糊等问题,被当作一种伴随原信号产生的乘性噪声。除此之外,测量中还存在由光源相干性、电子干扰、热噪声等多种因素引起的光场强度随机扰动,被看作测量系统产生的背景噪声,是一种与原信号无关的加性随机噪声。乘性散斑噪声与加性随机噪声往往同时出现,因此,本文在乘性噪声模型^[21]基础上,增加了加性随机噪声,以更全面反映实际噪声情况,则带有噪声的物光波场表示为:

$$U = H \cdot \tilde{u} + \tilde{U} + N_G, \quad (1)$$

其中: H 为模糊因子,近似为单位矩阵^[22]; $\tilde{U}$ 为带有散斑噪声的物光波场; N_G 为加性随机噪声,本文选取均值为 0,标准差为 0.5 的高斯噪声表示; $\tilde{u}$ 为无噪声物光波场,即:

$$\tilde{u} = A \cdot \exp[j \cdot \phi(r)], \quad (2)$$

其中: A 和 ϕ 分别为无噪声物光波场的振幅和相位; j 表示虚数; r 表示向量坐标。

散斑噪声在物光波场复振幅分布中表现为乘积形式,可将带有散斑噪声的物光波场表示为^[23]:

$$\tilde{U} = A' \cdot \exp[j \cdot \phi'(r)] = \tilde{u} \cdot \tilde{N}, \quad (3)$$

其中: A' 和 ϕ' 分别为带散斑噪声物光波场的振幅和相位; $\tilde{N}$ 为复值噪声项,即:

$$\tilde{N} = A_n \cdot \exp[j \cdot \phi_n(r)], \quad (4)$$

其中: A_n 和 ϕ_n 分别为散斑噪声的振幅和相位。 $A_n = \sigma \cdot n_R$, $\phi_n = \sigma \cdot n_I$,其中 σ 表示散斑噪声标准差,决定了噪声等级的大小, n_R 和 n_I 分别表示均值为 0、标准差为 1 的高斯噪声。由此,公式(1)可以写为:

$$U = A \cdot \exp[j \cdot \phi(r)] \cdot [1 + \sigma \cdot n_R \cdot \exp(j \cdot \sigma \cdot n_I)] + N_G. \quad (5)$$

这就是带有乘性散斑噪声和加性随机噪声

的物光波场模型,根据不同测量环境下的噪声水平,可以改变噪声标准差 σ 的大小,分别获得低、中、高不同噪声等级的物光波。

噪声的抑制过程就是将带有噪声的图像与预测的噪声模型相减,获得噪声抑制后的图像,其数学表达式为:

$$\hat{x}_i = y_i - R(y_i; \theta), \quad (6)$$

其中: y_i 为带有噪声的原始图像; $R(y_i; \theta) = y_i - x_i$ 为残差学习获得的噪声模型, x_i 为无噪声图像, θ 为网络训练参数。

3 噪声抑制网络

本文针对不同等级噪声抑制和边缘细节信息增强的问题,以 FFDNet 网络架构为基础,结合 AFNB 和 VEM 两个模块,提出了一种用于包裹相位条纹的不同等级噪声抑制网络 AFNVENet,其结构如图 1 所示,其中 X_l 和 X_h 分别为低级特征和高阶特征,SoftMax 为归一化指数函数。AFNVENet 网络主要包括三个部分:第一部分为 AFNB 模块,通过融合不同级别特征提高非局部块的学习能力,增强网络的噪声抑制效果;第二部分为以 FFDNet 为基础的去噪模块(Denoising Module),该部分利用残差学习的思想,获得噪声抑制后的图像;第三部分为多特征融合的 VEM 模块,用来提取去噪后图像的边缘细节信息,并引导去噪过程。

AFNB 模块是在非局部块^[24]基础上提出的,采用了空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)^[25]操作,用以捕捉不同位置之间的关联特征。该模块能够充分利用输入噪声图像的非局部信息,更好地捕捉图像中的细节和结构,并结合全局信息更全面地理解图像内容,提高了去噪网络的灵活性和鲁棒性,可以应用于不同测量环境下不同等级的噪声抑制。

去噪模块主要由下采样部分、非线性映射部分和上采样部分组成。AFNB 模块输出的带噪声融合特征图像作为去噪模块的输入,通过像素逆重组^[26]方法进行下采样操作,设置采样因子为 2,可以将输入大小为 $C \times W \times H$ 的带噪声全局信息重构成 4 个 $C \times W/2 \times H/2$ 尺寸的下采样(Downsampling)子图像。非线性映射的第 1 层

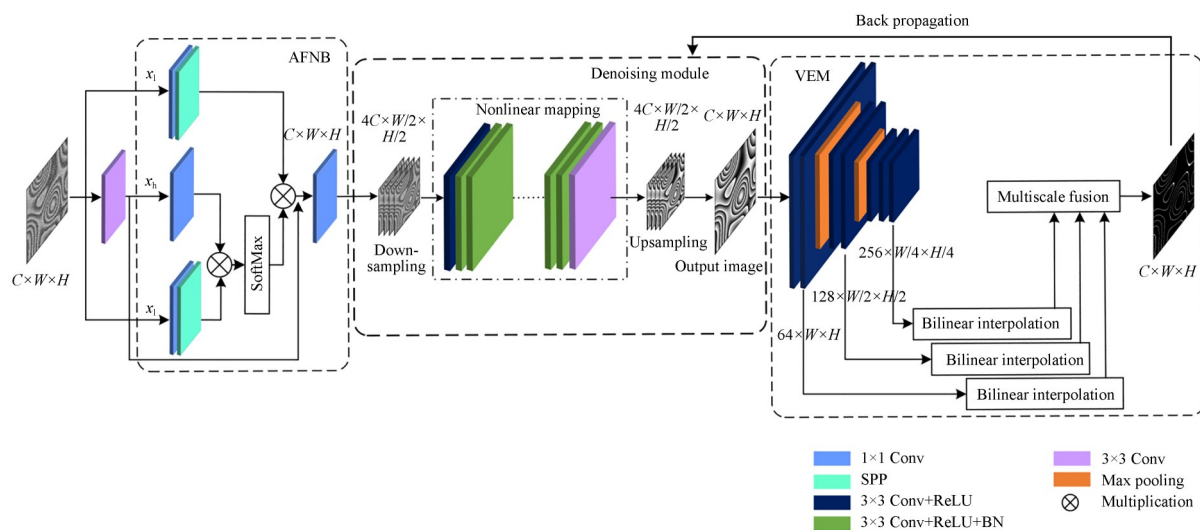


图1 AFNVENet网络结构

Fig. 1 AFNVENet network architecture

由卷积层(Convolution, Conv)和整流线性函数(Rectified Linear Unit, ReLU)构成,第2层到第13层使用了卷积层、整流线性函数和批量归一化层(Batch Normalization, BN)的组合,最后一层仅使用卷积层来重建输出层。非线性映射部分的输出是经过残差学习后得到的噪声残差下采样图像,尺寸为 $4C \times W/2 \times H/2$,通过像素重组^[26]方法进行上采样(Upsampling)操作获得噪声残差图,尺寸为 $C \times W \times H$ 。

对图像进行噪声抑制时,不可避免地会丢失部分图像边缘信息,影响后续三维图像的重建结果。设计的VEM模块是基于VGG-16^[27]网络,共有7个卷积层,其中第2层和第4层后面分别连接一个最大池化层(Max pooling)。VEM模块的第2层、第4层和第7层卷积后分别引出三个侧输出,利用双线性插值(Bilinear interpolation)的方法对其进行上采样操作,使得侧输出图像尺寸与输入图像尺寸大小一致。通过逐像素相加,将三个侧输出融合(Multiscale fusion)得到边缘图,反向传播给去噪模块,用以引导网络的去噪过程,最终生成具有更多边缘细节信息和纹理特征的去噪图像。

对AFNVENet网络进行训练时,训练参数设置如下:采用自适应矩估计优化器优化损失函数,所有参数设置为默认值;初始学习率为0.001;学习率变化方式为multistep,步长值分别

设置为10 000,20 000和30 000,参数gamma设置为0.5;训练时输入图像的批大小为64;每次实验均训练40 000个epoch。使用均方误差损失函数来量化去噪后图像与无噪声图像之间的差异,其表达式为:

$$l(\theta) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|\hat{x}_i - x_i\|^2, \quad (7)$$

其中, N 为训练数据的数量。

4 实验结果与分析

4.1 数据集

包裹相位数据集产生方法之一是随机矩阵放大法^[28],本文利用该方法随机产生大小为 512×512 的280张相位图作为无噪声物光波相位样本,取值范围为 $[10 \text{ rad}, 40 \text{ rad}]$ 。利用噪声模型添加乘性散斑噪声与加性随机噪声,可获得含有噪声的物光波相位样本。无噪声和含有噪声物光波复振幅的实部和虚部可以分别表示为:

$$\text{Re}(r) = \cos[\Phi(r)], \quad (8)$$

$$\text{Im}(r) = \sin[\Phi(r)], \quad (9)$$

其中: Φ 表示含有乘性散斑噪声与加性随机噪声的物光波相位。则包裹相位为:

$$\Psi(r) = \arctan[\text{Im}(r)/\text{Re}(r)]. \quad (10)$$

经过包裹操作,可获得280对无噪声包裹相位条纹图像和有噪声包裹相位条纹图像数据集,将其中252对数据作为训练集,28对数据作为验

证集来评价模型的训练效果。图 2 展示了部分数据集图像,图 2(a)、图 2(b)和图 2(c)分别为三张无噪声包裹相位条纹图像,当在图 2(a)上加载 $\sigma=0.6$ 低等级噪声时,包裹相位条纹图像如图 2(d)所示;当在图 2(b)上加载 $\sigma=1.0$ 中等级噪声时,包裹相位条纹图像如图 2(e)所示;当在图 2(c)上加载 $\sigma=2.0$ 高等级噪声时,包裹相位条纹图像如图 2(f)所示。可以看出,随着噪声标准差 σ 的增加,图像受噪声影响越来越严重。

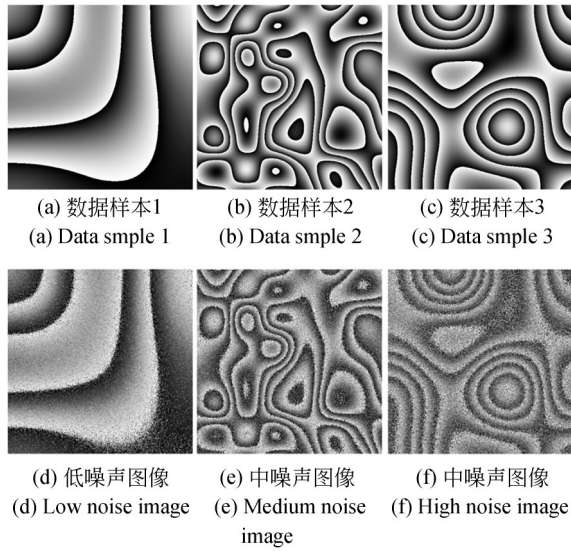


图 2 包裹相位条纹数据集

Fig. 2 Dataset of wrapped phase fringe

4.2 消融实验

消融实验以图 2(d)、图 2(e)和图 2(f)为研究对象,分别在原网络 FFDNet 和三个改进网络模型中进行,其中改进网络 Model 1 是在 FFDNet 前端增加了 AFNB 模块,Model 2 是在 FFDNet 后端增加了 VEM 模块,AFNVENet 是在 FFDNet 前端和后端分别增加了 APNB 和 VEM 模块。利用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)^[29]、散斑抑制指数(Speckle Suppression Index, SSI)^[30]、参数计数(Parameter Count)和推理时间(Inference Time)^[17]五个参数作为四个模型的评价指标。

PSNR 是使用最广泛的一种图像质量客观评价指标,其数学表达式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2, \quad (11)$$

$$\text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right), \quad (12)$$

其中: MSE 表示原始图像与去噪图像的均方误差; I 表示无噪声图像; K 表示噪声抑制后图像; m, n 表示输入图像的两个方向的像素数; i, j 表示第 i 行第 j 列的像素值。

公式(11)中 MAX_I 是图像像素的理论最大值,由于相位模式是灰度图像,则 $\text{MAX}_I=255$ 。MSE 越小,代表两幅图像相差越小,则 PSNR 越大,意味着图像的噪声抑制效果越好。

SSIM 是一种用来衡量图片相似度的指标,也可用来判断图片压缩后的质量。取值范围为 0~1,值越大,说明图像失真越小,两幅图像的相似度越高,其数学表达式为:

$$\text{SSIM}(u, v) = \frac{(2\mu_u \mu_v + C_1)(2\delta_{uv} + C_2)}{(\mu_u^2 + \mu_v^2 + C_1)(\delta_u^2 + \delta_v^2 + C_2)}, \quad (13)$$

其中: u, v 代表无噪声图像和噪声抑制后图像中两个大小为 $W \times W$ 的局部性窗口; μ_u 和 μ_v 代表两个窗口中像素灰度的平均值; δ_u^2 与 δ_v^2 分别是两个窗口中像素灰度的方差; δ_{uv} 是 u 和 v 两个窗口的协方差; $C_1=2.55, C_2=7.65$ 。

SSI 反映了算法对散斑的抑制能力,其往往小于 1,数值越低,说明散斑滤波性能越好,数学表达式为:

$$\text{SSI} = \left(\frac{\sqrt{\delta_K}}{\mu_K} \right) \left/ \left(\frac{\sqrt{\delta_N}}{\mu_N} \right) \right., \quad (14)$$

其中: δ_K 表示噪声抑制后图像的标准差; δ_N 为含噪声图像的标准差; μ_K 为噪声抑制后图像的均值; μ_N 为含噪声图像的均值。

Parameter Count 是模型训练中需要训练的参数总数,用于评估模型的大小。Inference Time 代表模型对单个数据进行预测所需要的时间,是评估模型性能的常用指标之一。

表 1 列出了 FFDNet, Model 1, Model 2 和 AFNVENet 四种模型的噪声抑制结果评价指标。可以看出,在低噪声等级时,AFNVENet 方法的 PSNR 值比 FFDNet, Model 1 和 Model 2 分别提高了 4.6%, 3.1% 和 2.6%, SSIM 值分别提高了

表 1 四个模型包裹相位噪声抑制结果评价

Tab. 1 Evaluation of noise suppression results of wrapped phases by four models

模型	AFNB	VEM	噪声等级	Parameter Count	PSNR/dB	SSIM	SSI	Inference time/rad
FFDNet	×	×	$\sigma=0.6$	486 980	25.82	0.95	0.97	121
			$\sigma=1.0$		21.82	0.94	0.99	121
			$\sigma=2.0$		19.94	0.91	1.01	115
Model 1	√	×	$\sigma=0.6$	486 986	26.21	0.96	1.02	122
			$\sigma=1.0$		22.14	0.95	0.97	121
			$\sigma=2.0$		20.92	0.94	1.03	117
Model 2	×	√	$\sigma=0.6$	2 221 771	26.33	0.97	0.99	119
			$\sigma=1.0$		22.83	0.95	0.99	124
			$\sigma=2.0$		20.64	0.94	1.02	120
AFNVENet	√	√	$\sigma=0.6$	2 221 777	27.02	0.98	0.94	121
			$\sigma=1.0$		23.58	0.97	0.95	118
			$\sigma=2.0$		21.87	0.95	0.98	120

3.2%, 2.1% 和 1.0%, SSI 值分别降低了 3.1%, 7.8% 和 5.1%。在中噪声等级时, AFNVENet 的 PSNR 值比其他三个模型分别提高了 8.1%, 6.5% 和 3.3%, SSIM 值分别提高了 3.2%, 2.1% 和 2.1%, SSI 值分别降低了 4.0%, 2.1% 和 4.0%。在高噪声等级时, AFNVENet 的 PSNR 值同样分别提高了 9.7%, 4.5% 和 6.0%, SSIM 值分别提高了 4.4%, 1.1% 和 1.1%, SSI 值分别降低了 3.0%, 4.9% 和 3.9%。四种模型的推理时间均在 115~125 ms 之间, 说明 Model 1, Model 2 和 AFNVENet 三种改进模型仍然保持了 FFDNet 快速性的优点。实验结果表明, 本文提出的 AFNVENet 方法在不同噪声等级情况下都具有较好的去噪效果, 有效解决了不同噪声等级情况下相位恢复和条纹边缘细节保留的问题。

4.3 对比实验

为了验证 AFNVENet 算法的有效性, 将其与各向异性正余弦均值滤波方法 (Sine-Cosine Average Filtering, SCAF)^[12]、非局部均值方法 (Non Local Means, NLM)^[13]、K-奇异值分解 (K-Singular Value Decomposition, KSVD)^[14] 和 DnCNN^[31] 四种有代表性的去噪算法进行对比。以图 2 中三个不同噪声等级的包裹相位条纹图像为对象, 验证不同去噪方法的噪声抑制效果, 其结果如图 3 所示, 其中图 3(a-1) 到图 3(a-3)、图 3(b-1) 到图 3(b-3)、图 3(c-1) 到图 3(c-3)、图 3(d-1) 到图 3(d-3)、图 3(e-1) 到图 3(e-3) 分别为

SCAF, NLM, KSVD, DnCNN 和 AFNVENet 五种去噪算法对图 2 中三个不同噪声等级包裹相位的噪声抑制结果。

从图 3 中可以看出, SCAF 方法作为一种线性滤波方法, 可以滤除大部分噪声, 但存在图像过度平滑的情况, 导致部分相位条纹细节丢失, 难以完全还原物体的相位信息, 如图 3(a-1) 和 3(a-2) 中方框所示。对于 NLM 方法, 在中、低噪声等级时去噪效果较好, 条纹边缘较光滑, 而在高噪声等级时, 会出现噪声残留和图像细节信息丢失的问题, 如图 3(b-3) 中方框所示。KSVD 方法在低噪声等级时条纹边缘会有少量噪声残留, 随着噪声等级的增加, 滤波能力逐渐变弱, 如图 3(c-1) 和图 3(c-3) 中方框所示。同样, DnCNN 方法在中、低噪声等级情况下, 能够保留条纹的边缘细节, 如图 3(d-2) 中方框所示, 然而对于高噪声等级, 图像条纹会出现锯齿状边缘, 使得细节信息不够完整, 如图 3(d-3) 中方框所示。相比之下, AFNVENet 方法对于低、中、高三种噪声等级的包裹相位条纹都能够有效地滤除噪声, 而且条纹边缘清晰, 纹理结构对比明显, 实现了对包裹相位多个等级噪声的抑制, 如图 3(e-1)、图 3(e-2) 和图 3(e-3) 所示。

表 2 列出了 SCAF, NLM, KSVD, DnCNN 和 AFNVENet 五种去噪算法噪声抑制后的 PSNR, SSIM, SSI 和 Inference time 四个评价指标值。可以看出, 在不同噪声等级情况下,

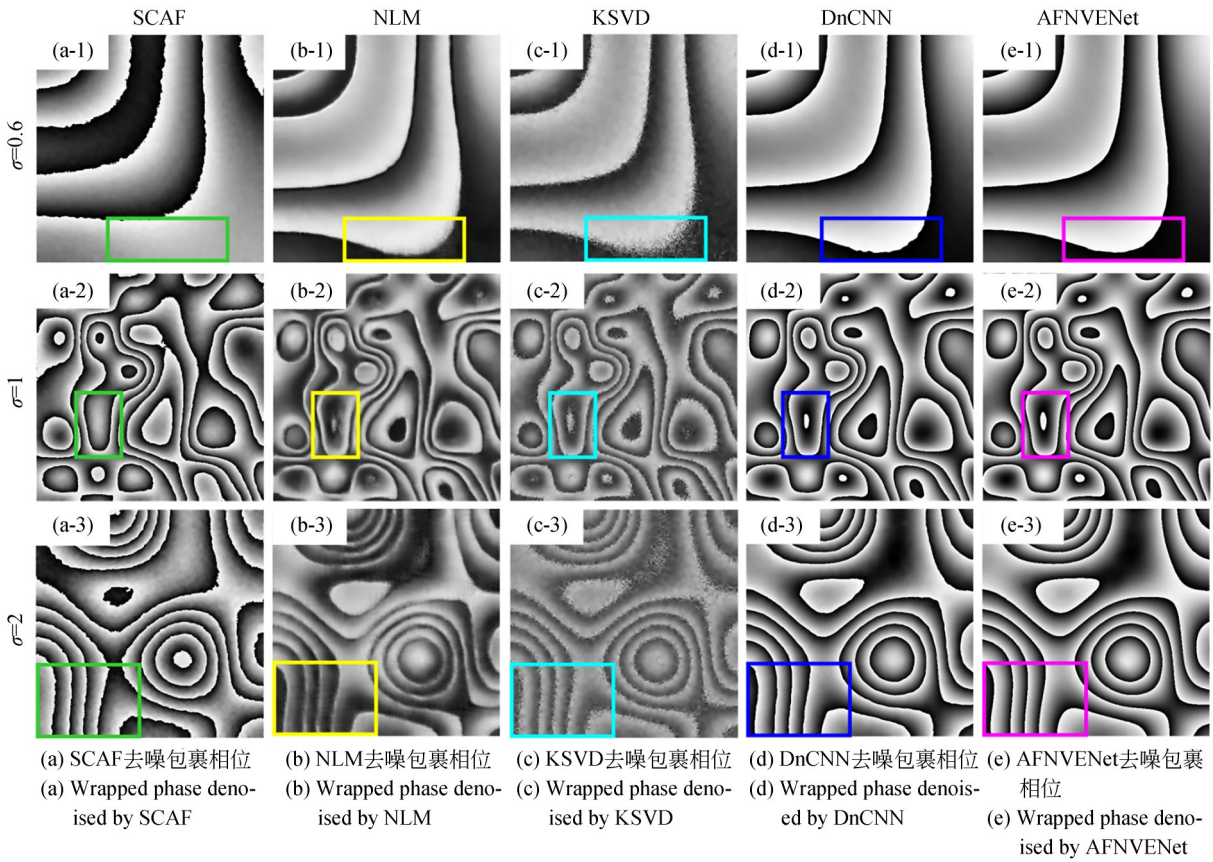


图 3 五种去噪算法对包裹相位噪声抑制结果

Fig. 3 Noise suppression results of wrapped phases by five denoising algorithms

表 2 五种去噪算法包裹相位噪声抑制结果评价

去噪方法	噪声等级	PSNR/dB	SSIM	SSI	Inference time/ms
SCAF	$\sigma=0.6$	7.63	0.33	1.14	360
	$\sigma=1.0$	8.24	0.11	1.31	366
	$\sigma=2.0$	8.19	0.20	1.74	1 243
NLM	$\sigma=0.6$	16.09	0.82	1.01	25 638
	$\sigma=1.0$	14.26	0.63	0.99	23 990
	$\sigma=2.0$	12.9	0.50	1.39	23 864
KSVD	$\sigma=0.6$	17.44	0.77	0.91	3 874 781
	$\sigma=1.0$	15.62	0.67	0.80	3 875 228
	$\sigma=2.0$	13.37	0.51	0.84	3 880 304
DnCNN	$\sigma=0.6$	25.23	0.96	0.96	220
	$\sigma=1.0$	21.94	0.94	0.98	235
	$\sigma=2.0$	19.96	0.90	1.01	222
AFNNet	$\sigma=0.6$	27.02	0.98	0.94	121
	$\sigma=1.0$	23.58	0.97	0.95	118
	$\sigma=2.0$	21.87	0.95	0.98	120

DnCNN 和 AFNVENet 两种算法的 PSNR 值、SSIM 值、SSI 值以及 Inference time 都明显优于 SCAF、NLM 和 KSVD 算法,说明基于深度学习的去噪算法比传统去噪算法在噪声抑制方面具有一定的优势。对比 DnCNN 和 AFNVENet 两种算法,当噪声等级为 0.6 时,AFNVENet 算法的 PSNR 值和 SSIM 值比 DnCNN 分别提高了 7.1% 和 2.1%,SSI 值和 Inference time 分别减少了 2.1% 和 45%;当噪声等级为 1.0 时,PSNR 和 SSIM 值比 DnCNN 分别提高了 7.5% 和 3.2%,SSI 值和 Inference time 分别减少了 3.1% 和 49.8%;当噪声等级为 2.0 时,同样 PSNR 和 SSIM 值比 DnCNN 分别提高了 9.6% 和 5.6%,SSI 值和 Inference time 分别减少了 3.0% 和 46%。由此说明,在五种去噪算法中,本文提出的 AFNVENet 算法对于不同等级的噪声都具有更好的噪声滤除效果,能够获得更加清晰的边缘细节,提高了相位图像的成像质量。

为了验证 AFNVENet 方法对多等级噪声的抑制效果,为图 2(c) 添加了噪声标准差在 $[0, 2.0]$ 范围的不同等级噪声,其包裹相位条纹去噪后的 PSNR、SSIM 和 SSI 结果如图 4 所示,其中横坐标为噪声等级,左、右纵坐标分别表示 PSNR 值、SSIM 值和 SSI 值。从图中可以看出,随着噪声等级的增加,PSNR 和 SSIM 逐渐减小,SSI 逐渐增大,主要原因是高噪声等级情况下部分相位信息被噪声掩盖所致。但是在整个噪声等级范围内,PSNR、SSIM 和 SSI 三个指标的分布范围还能够分别保持在 $[21.47 \text{ dB}, 30.95 \text{ dB}]$, $[0.94, 0.99]$ 和 $[0.92, 0.99]$ 之内,其平均

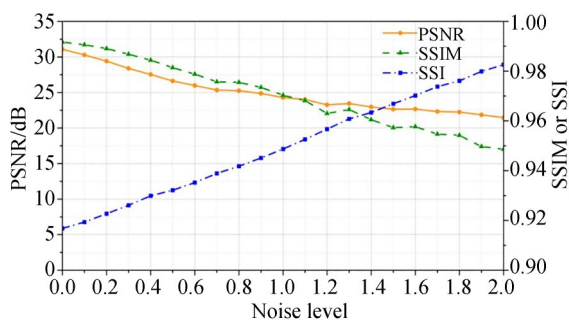


图 4 AFNVENet 对包裹相位多等级噪声抑制结果

Fig. 4 Results of multilevel noise suppression for wrapped phases by AFNVENet

值分别达到 24.88 dB, 0.97 和 0.95, 即使在高噪声等级时 PSNR 和 SSIM 也分别在 21 dB 和 0.94 以上, SSI 在 0.99 以下。因此, AFNVENet 方法在整个低、中、高不同噪声等级去噪过程中都具有较强的鲁棒性。

4.4 相位解包裹结果验证

包裹相位需要解包裹操作才能反映物体的真实三维信息, 本文采用离散余弦变换解包裹算法^[32]获得解包裹相位, 进一步验证 AFNVENet 方法的噪声抑制能力。图 5 分别为无噪声包裹相位和带噪声包裹相位的解包裹结果, 从截面图可以看出, 没有经过去噪处理时, 解包裹相位的噪声波动范围很大, 无法正确恢复相位信息, 如图 5(d) 所示。

以给图 2(c) 添加 2.0 等级强噪声包裹相位为例, SCAF、NLM、KSVD、DnCNN 和 AFNVENet 五种算法去噪后的解包裹相位结果分别如图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)、图 6(d) 和图 6(e) 所示, 图 6(f)、图 6(g)、图 6(h)、图 6(i) 和图 6(j) 分别为图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)、图 6(d) 和图 6(e) 的解包裹相位截面轮廓, 将其与无噪声解包裹相位相减, 去噪后的解包裹相位误差分别如图 6(k)、图 6(l)、图 6(m)、图 6(n) 和图 6(o) 所示。

利用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对比去噪前后解包裹相位结果, 其公

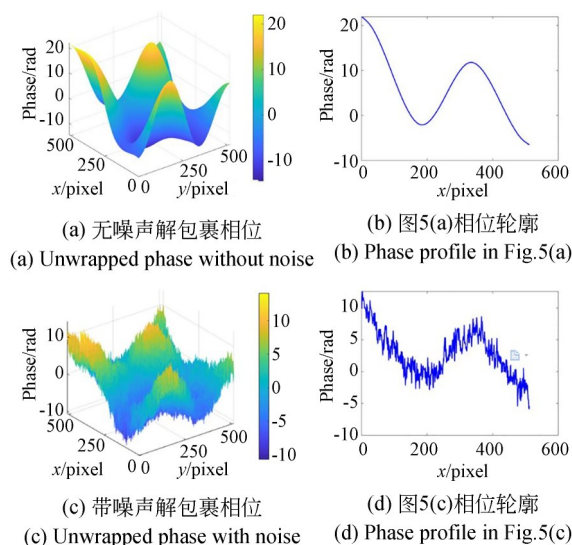


图 5 无噪声和带噪声相位解包裹结果

Fig. 5 Results of unwrapped phases without and with noise

式为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [x(i,j) - \hat{x}(i,j)]^2}. \quad (15)$$

经过计算,未去噪解包裹相位的 RMSE 值为 2.07 rad。由图 6(k)所示的 SCAF 算法去噪后的解包裹相位误差图可以看出,噪声残留较多, RMSE 值为 2.46 rad,大于未去噪时解包裹相位的 RMSE 值,说明该算法去噪后的解包裹相位发生了严重失真。从图 6(b)、图 6(g)和图 6(l)可以看出,经过 NLM 算法去噪后的解包裹相位出现了严重变形,已无法真实反映相位结果。从图 6

(h)和图 6(m)可以看出,KSVD 算法对于高噪声等级的噪声抑制效果较差,残留较多误差点,影响了相位恢复。而 DnCNN 算法去噪后的解包裹相位 RMSE 值虽然减小到了 0.60 rad,但是解包裹相位中仍存在较多的噪声点,同样无法准确恢复相位信息,如图 6(n)所示。本文的 AFN-VENet 算法去噪后的解包裹相位 RMSE 值仅为 0.26 rad,相比未去噪时解包裹相位减小了 1.81 rad,整体噪声滤除效果较好,相位重建结果与无噪声解包裹相位一致,如图 6(e)和图 6(j)所示,证明了 AFN-VENet 算法能够在强噪声下有效恢复出相位的真实信息。

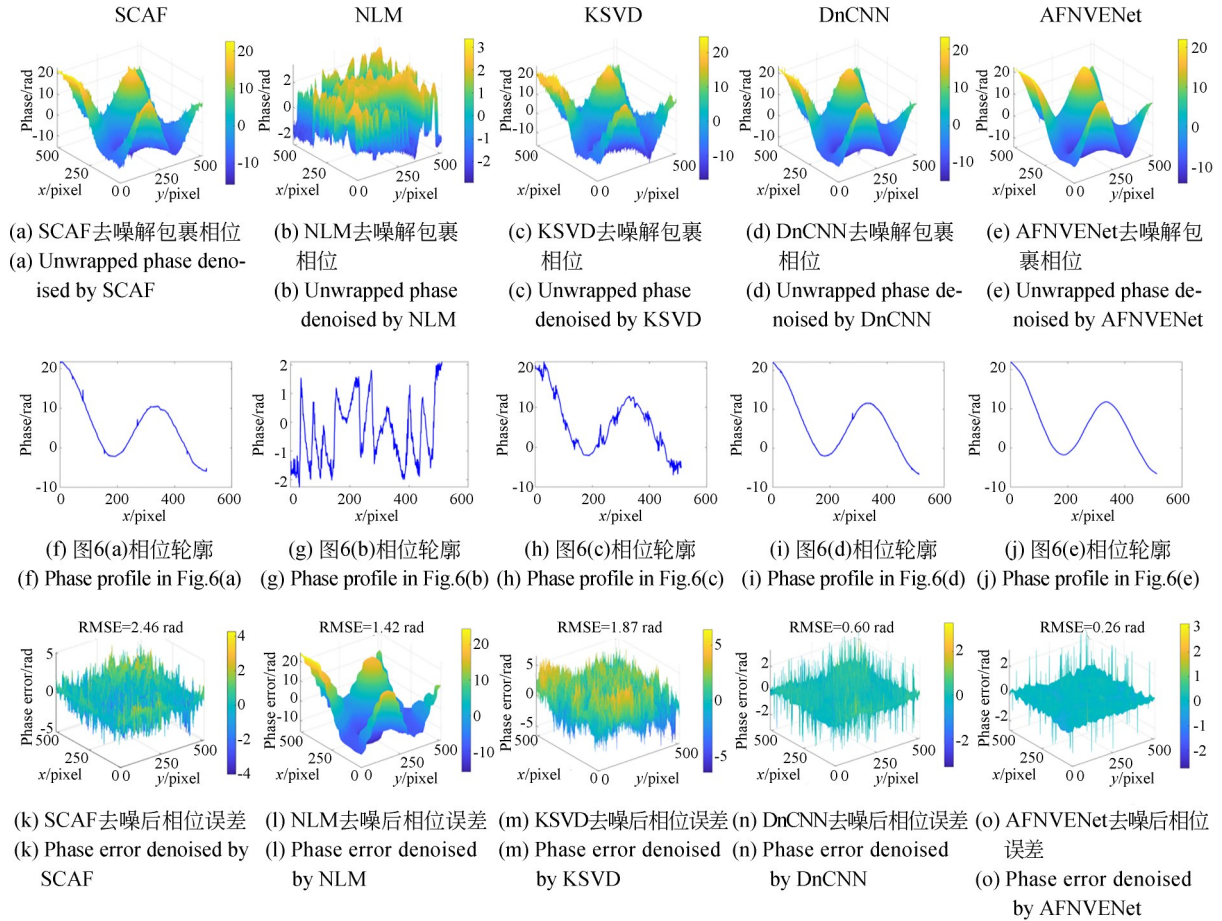


图 6 五种去噪算法噪声抑制后的解包裹相位结果

Fig. 6 Unwrapped phase results after noise suppression by five denoising algorithms

利用 SCAF, NLM, KSVD, DnCNN 和 AFN-VENet 五种算法, 分别对图 2(d)、图 2(e)和图 2(f)中包裹相位条纹去噪后, 获得的解包裹相位 RMSE 值如表 3 所示。从表中可以看出, 在不同

噪声等级情况下, AFN-VENet 去噪后的解包裹相位 RMSE 值最小, 平均值为 0.32 rad, 相比 SCAF, NLM, KSVD 和 DnCNN 的 RMSE 均值分别减小了 87%, 73%, 79% 和 36%, 进一步证

明了 AFNVENet 方法在多噪声等级下的解包裹结果最接近真实相位,能够准确恢复物体的三维形貌信息。

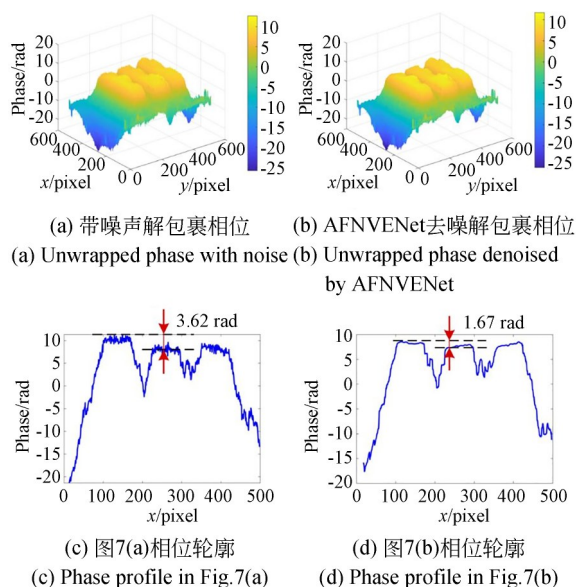


图7 分辨率靶线的相位解包裹结果对比

Fig. 7 Comparison of phase unwrapped results of target lines in resolution plate

表3 五种去噪算法解包裹相位噪声抑制结果评价 (rad)

Tab. 3 Evaluation of noise suppression results of unwrapped phases by five denoising algorithms (rad)

噪声等级	SCAF	NLM	KSVD	DnCNN	AFNVENet
$\sigma=0.6$	2.61	0.98	1.27	0.34	0.28
$\sigma=1.0$	2.43	1.21	1.54	0.56	0.41
$\sigma=2.0$	2.46	1.42	1.87	0.60	0.26

利用透射式离轴数字全息系统记录了 USAF 1951 标准分辨率板的 5-3 组靶线全息图,其解包裹相位和 AFNVENet 算法去噪后的解包裹相位结果如图 7 所示。图 7(a) 为带噪声的靶线解包裹相位,其对应的横截面曲线如图 7(c) 所示,可以看出,未经去噪处理的靶线上带有一定量的噪声,其横截面曲线呈锯齿状,三条靶线的最大相位差为 3.62 rad。经过 AFNVENet 去噪

后的解包相位和横截面曲线分别如图 7(b) 和图 7(d) 所示,这时靶线的最大相位差为 1.67 rad,相比于未去噪时减小 53.9%,由此可见,AFNVENet 算法可以有效地保留靶线的边缘细节信息,恢复出样本的真实形貌。

5 结 论

本文提出了一种用于包裹相位条纹的多等级噪声抑制网络 AFNVENet,该网络在 FFDNet 卷积神经网络基础上,设计增加了 AFNB 和 VEM 模块,针对不同等级的噪声图像,通过融合不同级别特征,增强了网络的去噪能力,并且将边缘图反向传播引导网络去噪过程,更多地保留了图像的边缘细节信息。对多个噪声等级的包裹相位条纹图像进行训练,利用 PSNR, SSIM, SSI 和 Inference time 四个参数指标,对比了 SCAF, NLM, KSVD, DnCNN 和 AFNVENet 五种去噪算法对不同噪声等级包裹相位条纹的噪声抑制效果,结果表明所提出的 AFNVENet 算法对于不同等级的噪声都具有更好的噪声滤除效果,能够获得更加清晰的边缘细节,其 PSNR 和 SSIM 值最大分别提高了 9.6% 和 5.6%, SSI 值和 Inference time 分别减少了 3.0% 和 46%。当噪声标准差在 $[0, 2.0]$ 范围内连续变化时, PSNR, SSIM 和 SSI 的变化范围分别为 $[21.47 \text{ dB}, 30.95 \text{ dB}]$, $[0.94, 0.99]$ 和 $[0.92, 0.99]$, 其均值分别达到 24.88 dB, 0.97 和 0.95, 证明了 AFNVENet 算法在多噪声等级去噪过程中具有较强的鲁棒性。此外,对 AFNVENet 方法去噪后的解包裹相位进行分析,其不同噪声情况下 RMSE 均值比 SCAF, NLM, KSVD 和 DnCNN 分别减小了 87%, 73%, 79% 和 36%, 并通过分辨率靶线的相位恢复进一步证明了该算法能够真实恢复物体的三维形貌信息。所提出的 AFNVENet 方法无需重复训练模型,就能够同时对不同噪声等级的包裹相位条纹进行噪声抑制,可应用于数字全息、干涉合成孔径雷达等干涉领域里不同测量环境下相位信息的高精度重建。

参考文献:

[1] 王雪, 刘虹遥, 路鑫超, 等. 无透镜全息显微细胞

成像[J]. 光学精密工程, 2020, 28(8): 1644-1650.

- WANG X, LIU H Y, LU X C, *et al.* Cell imaging by holographic lens-free microscopy[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(8): 1644-1650. (in Chinese)
- [2] ZHOU L F, YU H W, LAN Y, *et al.* CANet: an unsupervised deep convolutional neural network for efficient cluster-analysis-based multibaseline InSAR phase unwrapping[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5212315.
- [3] HAO F G, TANG C, XU M, *et al.* Batch denoising of ESPI fringe patterns based on convolutional neural network[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(13): 3338-3346.
- [4] 李洋洋, 吴思进, 李伟仙, 等. 双功能数字散斑干涉位移及空间梯度同时测量[J]. 光子学报, 2020, 49(6): 0612002.
- LI Y Y, WU S J, LI W X, *et al.* Simultaneous measurement of displacement and slope with dual-function digital speckle pattern interferometry [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(6): 0612002. (in Chinese)
- [5] LIU Y, WANG Z, HUANG J H. Recent progress on aberration compensation and coherent noise suppression in digital holography[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(3): 444.
- [6] LIU Y, BU P H, JIAO M X, *et al.* Dynamic speckle illumination digital holographic microscopy by doubly scattered system[J]. *Photonics*, 2021, 8(7): 276.
- [7] GOREVOY A, POLSCHIKOVA O, MACHIKHIN A, *et al.* Multi-wavelength off-axis digital holographic microscopy with broadly tunable low-coherent sources: theory, performance and limitations [J]. *Journal of Optics*, 2022, 24(11): 115701.
- [8] 刘芸, 刘雨萌, 卜佩华, 等. 旋转双散射片散斑抑制方法[J]. 光学学报, 2023, 43(4): 3788/AOS221528.
- LIU Y, LIU Y M, BU P H, *et al.* Speckle suppression method based on rotating double diffusers [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(4): 3788/AOS221528. (in Chinese)
- [9] 王阳, 张美玲, 王宇, 等. 部分相干光照明的数字全息显微技术及应用[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(18): 1811005.
- WANG Y, ZHANG M L, WANG Y, *et al.* Partially coherent illumination-based digital holographic microscopy and its applications [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(18): 1811005. (in Chinese)
- [10] LIU Y, WANG Z, HUANG J H, *et al.* Coherent noise reduction of reconstruction of digital holographic microscopy using a laterally shifting hologram aperture[J]. *Optical Engineering*, 2016, 55(12): 121725.
- [11] 赵夫群, 周明全. 层次化点云去噪算法[J]. 光学精密工程, 2020, 28(7): 1618-1625.
- ZHAO F Q, ZHOU M Q. Hierarchical point cloud denoising algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(7): 1618-1625. (in Chinese)
- [12] AEBISCHER H A, WALDNER S. A simple and effective method for filtering speckle-interferometric phase fringe patterns [J]. *Optics Communications*, 1999, 162(4/5/6): 205-210.
- [13] UZAN A, RIVENSON Y, STERN A. Speckle denoising in digital holography by nonlocal means filtering[J]. *Applied Optics*, 2013, 52(1): A195-A200.
- [14] ROMANO Y, ELAD M. Improving K-SVD denoising by post-processing its method-noise [C]. 2013 *IEEE International Conference on Image Processing. Melbourne, VIC, Australia*. IEEE, 2013: 435-439.
- [15] YAN K T, CHANG L, ANDRIANAKIS M, *et al.* Deep learning-based wrapped phase denoising method for application in digital holographic speckle pattern interferometry [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(11): 4044.
- [16] LI J M, TANG C, XU M, *et al.* DBDNet for denoising in ESPI wrapped phase patterns with high density and high speckle noise[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(32): 10070-10079.
- [17] GURROLA-RAMOS J, DALMAU O, ALARCÓN T. U-Net based neural network for fringe pattern denoising[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 149: 106829.
- [18] 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): 0509001.
- ZHOU W J, ZOU S, HE D K, *et al.* Speckle noise reduction of holograms based on spectral convolutional neural network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(5): 0509001. (in Chinese)
- [19] ZHANG K, ZUO W M, ZHANG L. FFDNet: toward a Fast and Flexible Solution for CNN based Image Denoising[J]. *IEEE Transactions on Image*

- Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2018: 4608-4622.
- [20] ZHU Z, XU M D, BAI S, *et al.* Asymmetric non-local neural networks for semantic segmentation [C]. 2019 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Seoul, Korea (South). IEEE, 2019: 593-602.
- [21] LU W, SHI Y, YUE J H, *et al.* Complex-valued speckle effect and its suppression for high quality of phase unwrapping reconstruction in coherent digital holographic microscopy [J]. *Optics Communications*, 2020, 472: 125837.
- [22] MA L Y, MOISAN L, YU J, *et al.* A dictionary learning approach for Poisson image deblurring[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32 (7): 1277-1289.
- [23] RUDIN L, LIONS P L, OSHER S. *Multiplicative Denoising and Deblurring: Theory and Algorithms*[M]. Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics. New York: Springer-Verlag, 2006: 103-119.
- [24] WANG X L, GIRSHICK R, GUPTA A, *et al.* Non-local neural networks[C]. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7794-7803.
- [25] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37 (9): 1904-1916.
- [26] SHI W Z, CABALLERO J, HUSZÁR F, *et al.* Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C]. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 1874-1883.
- [27] KAREB S, ANDREW Z. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]. 2015 *International Conference for Learning Representations (ICLR)*, May 7-9, 2015, San Diego, CA, USA. New York: Ithaca, 2015: 1-14.
- [28] WANG K Q, LI Y, QIAN K M, *et al.* One-step robust deep learning phase unwrapping [J]. *Optics Express*, 2019, 27(10): 15100-15115.
- [29] 刘言, 陈刚, 喻春雨, 等. 基于 Res2-Unet 多阶段监督的图像降噪[J]. 光学精密工程, 2023, 31 (6): 920-935.
- LIU Y, CHEN G, YU C Y, *et al.* Deep learning image denoising based on multi-stage supervised with Res2-Unet[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(6): 920-935. (in Chinese)
- [30] 陈朋, 徐泽楠, 赵冬冬, 等. ANLResNet 网络的前视声呐图像散斑去噪方法[J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43(2): 355-361.
- CHEN P, XU Z N, ZHAO D D, *et al.* Despeckling for forward looking sonar image based on ANLResNet [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2022, 43(2): 355-361. (in Chinese)
- [31] 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: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2017, 26 (7) : 3142-3155.
- [32] 王华英, 刘佐强, 廖薇, 等. 基于最小范数的四种相位解包裹算法比较[J]. 中国激光, 2014, 41 (2): 0209016.
- WANG H Y, LIU Z Q, LIAO W, *et al.* Comparison of four phases unwrapping algorithm based on method of minimum norm [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(2): 0209016. (in Chinese)

作者简介:



刘芸(1980—),女,黑龙江海伦人,博士,副教授,硕士生导师,2016年于西安交通大学获得博士学位,主要从事数字全息测量及双频激光器干涉测量方面的研究。E-mail: lyun@xaut.edu.cn



吴晓强(1998—),男,甘肃白银人,硕士研究生,主要从事数字全息显微测量及深度学习方面的研究。E-mail: qiangxiaoqiang2253@163.com