

频谱卷积神经网络实现全息图散斑降噪

周文静^{1*}, 邹帅^{1,2}, 何登科¹, Hu Jinglu², 于瀛洁¹

¹上海大学机电工程与自动化学院, 上海 200444;

²早稻田大学情报生产系统学院, 福冈 北九州 8080135

摘要 数字全息系统是一种非常先进的成像系统,但相干光源数字全息系统中散斑噪声会对全息图的质量产生不利影响,常规实验降噪或基于传统神经网络算法降噪方法均存在不足。为实现全息图中的散斑降噪以及权衡降噪效率问题,提出一种基于卷积神经网络的单幅全息图快速降噪算法,使用散斑噪声数据集对多等级神经网络进行训练。理论分析及实验结果表明卷积神经网络应用于数字全息图的频谱域去噪能有效提高全息图的质量,且仅使用一幅全息图就可以有效地处理不同等级散斑噪声,在保持去噪性能的前提下,能最大限度保存全息图有效干涉条纹。

关键词 数字全息; 散斑噪声; 频谱降噪; 神经网络

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0509001

Speckle Noise Reduction of Holograms Based on Spectral Convolutional Neural Network

Zhou Wenjing^{1*}, Zou Shuai^{1,2}, He Dengke¹, Hu Jinglu², Yu Yingjie¹

¹School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

²Graduate School of Information, Product and Systems, Waseda University, Kitakyushu, Fukuoka 8080135, Japan

Abstract Digital holographic system is a promising image-forming system, but speckle noise in the coherent light source of digital holographic system adversely affects the quality of holograms. There are some disadvantages in conventional experimental noise reduction or traditional neural network-based noise reduction methods. In order to realize speckle noise reduction in holograms and balance the efficiency of noise reduction, a fast noise reduction algorithm based on convolutional neural network for single hologram is proposed, and the speckle noise dataset is used to train multilevel neural networks. Theoretical analysis and experimental results show that the convolution neural network applied in digital hologram spectrum domain denoising can effectively improve the quality of the hologram, and multilevel speckle noise can be effectively processed by only one hologram, which can save the effective interference fringes of holograms to the maximum extent while maintaining the denoising performance.

Key words digital hologram; speckle noise; spectral noise reduction; neural network

OCIS codes 090.1995; 100.4996

1 引 言

数字全息技术利用光学传感器件代替干板记录全息图,由于其测量三维数据能力出众,在各个领域得到了广泛应用,如显微成像^[1-2]、三维全息投影^[3-5]、全息数据储存系统^[6-8]。但激光光源的高相干性,导致采集的数字全息图相对光学全息图^[9-10]更易受到散斑噪声的影响。散斑噪声会损坏图像有效细节,造成图像信噪比下降,影响全息图的重建质

量。传统光学降噪方法^[11-15]利用连续旋转照明光产生多重全息图,这一系列的全息重建强度图有不同散斑形式,因此可通过对重建的一系列强度图进行适当的平均,降低散斑噪声。但该方法通常需要较为严格的实验过程,不利于数字全息技术的动态特性。图像处理技术也可应用于全息降噪,如全变差正则化^[16]、随机重采样掩模^[17-18]、BM3D (Block-matching and 3D filtering)^[19]、傅里叶滤波(WFF)算法^[20,21-22]。虽然图像处理方法在全息图散斑降噪

收稿日期: 2019-09-02; 修回日期: 2019-10-08; 录用日期: 2019-11-27

基金项目: 国家自然科学基金(61975112,51775326)、上海市自然科学基金(18ZR1413700)

* E-mail: lazybee@shu.edu.cn

中效率高且无需复杂的实验条件,但处理后的全息图有效细节损失较为严重。卷积神经网络由于具备计算能力大和图像特征捕捉能力强的优点,在降噪、超分辨率、去模糊和修复任务等低级视觉应用中都具备良好效果。随着图形处理单元(GPU)技术的突破,深度学习技术也逐步开始应用于光学干涉条纹的处理及相位重建。如深度学习应用于条纹模式分析^[23]可提高相位解调准确性,应用于相位解包裹具备优良抗噪性能^[24],基于深度学习的端到端神经网络 eHoloNet^[25]可实现从单幅同轴数字全息图直接重建出物波前,提高同轴数字全息技术的实际应用能力。本文主要利用深度学习技术消除光学系统采集的数字全息图中的散斑噪声,获得高质量全息图。

由于全息图中的干涉条纹较为复杂,传统神经网络^[26-27]难以提取其中的有效信息,本文在 Zhang 等^[26]提出的使用残差学习及批标准化卷积神经网络(DNCNN)算法基础上,提出了频谱卷积神经网络(Spectral convolutional neural networks, SCNN)结构,即将空间域中的全息图通过二维快速傅里叶变换转换为频率域中的频谱图进行噪声处理。实验结果表明,基于频谱卷积神经网络结构,仅需要单幅全息图,就可处理不同等级散斑噪声光学系统采集的全息图,对数字全息图降噪处理具有良好的应用价值。

2 方法和原理

2.1 全息图中散斑噪声模型

激光光源在被测物体表面反射形成一系列散射子波,且相干性较强,因而容易产生光波相干叠加,导致形成散斑噪声。可表示^[28]为

$$g(n, m) = f(n, m) \cdot u(n, m) + v(n, m), \quad (1)$$

式中, (n, m) 为图像中坐标位置, n 为横坐标, m 为纵坐标。 $f(n, m)$ 为原始无污染的全息图在坐标 (n, m) 处的数值,即理想状态下希望恢复的图像。 $u(n, m)$ 为与原始图像分布相互独立的乘性噪声分量, $v(n, m)$ 为与原始图像分布相互独立的加性噪声分量。 $g(n, m)$ 为原始图像 $f(n, m)$ 受到散斑噪声污染后的图像。由于散斑噪声由乘性分量与加性分量组成,因此光学全息降噪方法和传统图像降噪方法均很难有效抑制散斑噪声,且散斑噪声随着被测物体表面变化而变化,对于估计全息图散斑噪声分量存在一定困难,使得恢复全息图变得复杂。

本文建立了频谱卷积神经网络模型,通过训练

卷积内核捕获单张全息图中的噪声成分,解决散斑噪声问题的同时也能保留全息图的细节信息。

2.2 频谱卷积神经网络

卷积核本质上是一个二维函数,有对应的频谱函数,可以看成“低通滤波器”,在低通滤波器中频率接近原点的幅值很大(频率低的通过),越往两边越小(频率高的过滤)。全息图中低频分量代表着全息图中亮度或灰度值变化缓慢的区域,为全息图的主要部分,高频分量对应着全息图变化剧烈的部分,为全息图的边缘或散斑噪声及有效条纹细节部分,但空间域中传统降噪方法难以去除无效的高频分量,保存有效的条纹细节信息。全息图对应的频谱图与一般的频谱图不同,包含着 0 级、 ± 1 级像的频谱信息,经过二维快速傅里叶变换后会形成与图像等大的复数矩阵,取幅值形成幅度谱,取相位形成相位谱。通过将空间域中的全息图转换为频率域中的频谱图,可加强卷积神经网络对图像不同频率的特征提取,从而快速提取有效低频,去除无效高频。

基于快速灵活降噪神经网络 FFDNET^[29],设计了频谱卷积神经网络结构,如图 1 所示,由三部分组成。第一部分是一个减采样操作与二维快速傅里叶变换,将一个含有噪声的全息图 $g(n, m)$ 重构为四个减采样的频谱子图像,输入的含有散斑噪声全息图尺寸为 $W \times H \times C$,通过减采样 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 邻域的双三次插值操作后得到四张频谱子图像,尺寸为 $\frac{W}{2} \times \frac{H}{2} \times 4C$,频谱子图像可以有效增加网络的感受野,提高网络卷积效率,降低内存负担,从而使网络深度适中。同时将可调节的噪声等级映射 M 、减采样尺寸为 $\frac{W}{2} \times \frac{H}{2} \times (4C + 1)$ 的四张子图像一起输入到卷积神经网络。 M 的获取方法:通过模拟噪声,将训练集所需的不同等级的噪声估计值模拟生成具有与频谱子图像相同的分辨率。第二部分是一系列 3×3 卷积层,由卷积层(Conv)、线性整流函数(ReLU)^[30]和批标准化(BN)^[31]组成。卷积层的第一层由卷积层与线性整流函数组成,中间层由卷积层、线性整流函数和批标准化组成,最后一层由卷积层构建,每次卷积后为保证图像大小不变都使用零填充操作。第三部分对应第一部分中可逆减采样 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 邻域的双三次插值操作与二维快速傅里叶变换,将卷积神经网络输出尺寸为 $\frac{W}{2} \times \frac{H}{2} \times$

($4C+1$)的频谱图通过上采样与逆二维快速傅里叶变换转换成尺寸为 $W \times H \times C$ 的全息图。考虑到网络的复杂度和运算性能的平衡,将卷积层层数设

置为 15,特征映射通道设置为 64。图 2 为经过减采样后的频谱图前后对比,图 3 为噪声等级为 25 的噪声等级映射 M 。

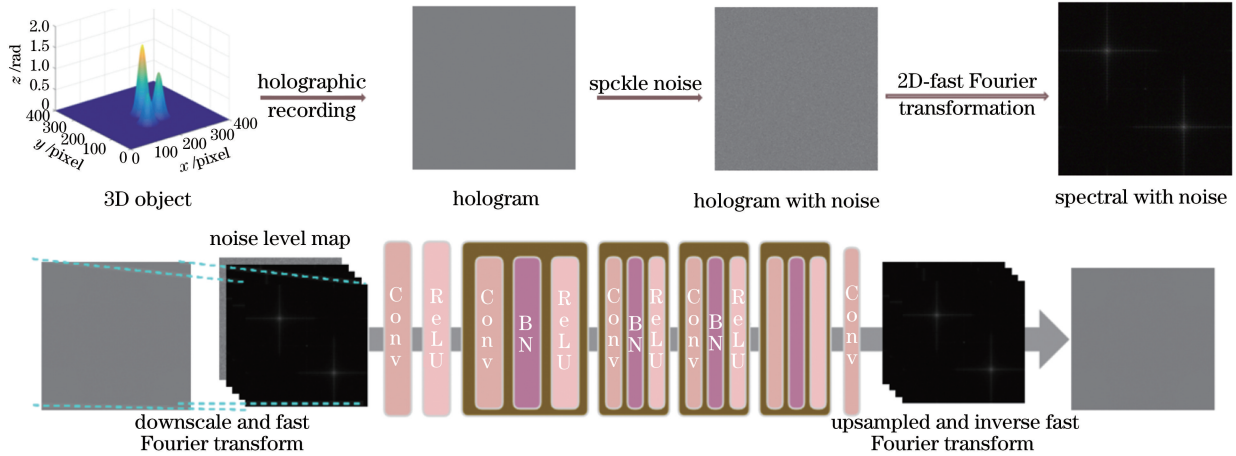


图 1 频谱卷积神经网络结构示意图

Fig. 1 Proposed spectral convolutional neural networks architecture

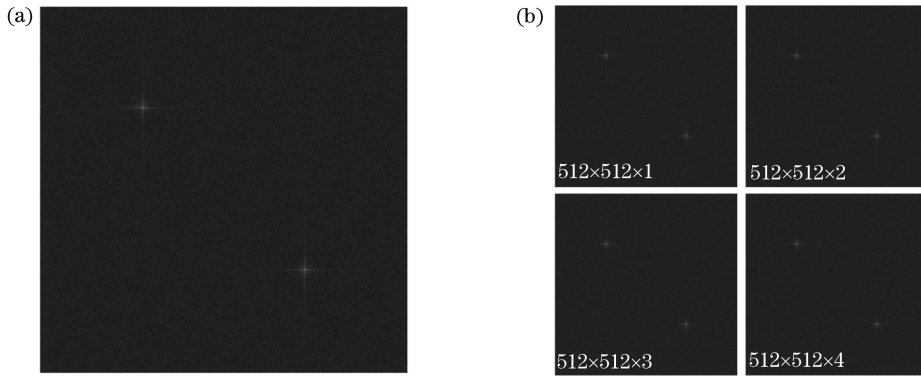


图 2 频谱减采样前后的对比图。(a)减采样前;(b)减采样后

Fig. 2 Comparison spectrogram before and after downscale. (a) Before downscale; (b) after downscale



图 3 噪声等级映射 M

Fig. 3 Noise level mapping M

2.3 数据集制作

充足的数据集对神经网络训练至关重要,能有效提高实验效率与网络特征提取准确度。目前深度学习较为流行的图像降噪数据集有 RENOIR^[32]、Nam^[33]、DND^[34]、PolyU^[35]、SIDD^[36]等,但由于全息图由精细干涉条纹组成,目前没有相关数据集可

用。对于网络训练,需要含有散斑噪声全息图和无噪声的全息图作为训练样本,实际光学系统采集的数字全息图不可能无噪声,因此需要制作含有散斑噪声的全息数据集。

将一个三峰结构组成的原始相位物波进行全息图模拟及卷积重建,构成所需的数据集。主峰及侧峰的最大相位值均不大于 π ,模拟过程中,主峰与侧峰相位值随机改变,同时随机改变两侧峰在图像上的空间位置,形成 2000 张实验所需的原始数据集,其中任意两幅如图 4 所示,图 4(a)为数据样本 1,图 4(b)为数据样本 2。模拟生成数字全息图如图 5 所示,其中图 5(a)为图 4(a)对应的全息图,图 5(b)为图 4(b)对应的全息图。模拟参数:记录距离为 60 mm,像素尺寸为 $4.65 \mu\text{m}$,全息图尺寸为 $400 \text{ pixel} \times 400 \text{ pixel}$,参考光波为平面波。

与之对应的噪声全息图数据样本^[28]为

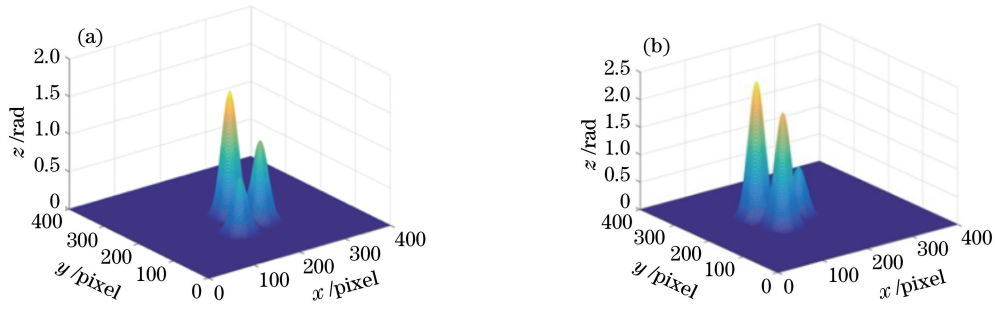


图 4 模拟三峰结构相位图。(a)数据样本 1;(b)数据样本 2

Fig. 4 Simulated phase sample with three-peak beams. (a) Data sample 1; (b) data sample 2

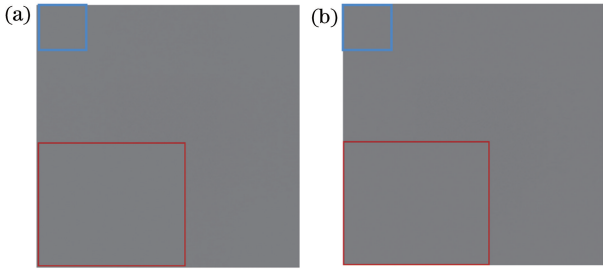


图 5 模拟生成原始物波两个数据样本的数字全息图。

(a)数据样本 1;(b)数据样本 2

Fig. 5 Digital holograms of two data samples from simulated phase. (a) Data sample 1; (b) data sample 2

$$y = R(x) + N(0, \sigma_a^2), \quad (2)$$

式中, $R(x)$ 为带有尺寸参数 σ 的瑞利分布, $N(0, \sigma_a^2)$ 为期望为0,方差为 σ_a^2 的高斯分布。 x 为原始图像, y 为产生的噪声图像。

不同标准差 σ 决定的不同等级噪声,将噪声等级设置为 $[0, 75]$,最终形成与原始全息图对应的噪声等级为 $[0, 75]$ 的噪声图像,如图6所示。其中图6(a)为图5(a)所示全息图加噪后的图,图6(b)为图5(b)所示全息图加噪后的图。

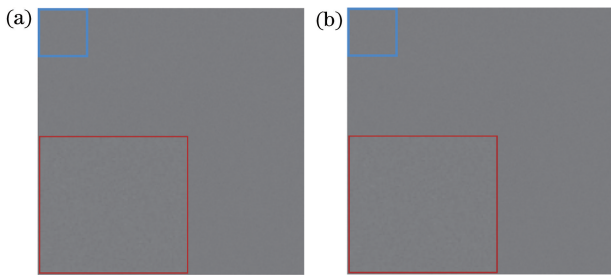


图 6 模拟加入散斑噪声的数字全息图。

(a)数据样本 1;(b)数据样本 2

Fig. 6 Simulated speckle noise holograms. (a) Data sample 1; (b) data sample 2

3 模拟降噪分析与讨论

将神经网络训练的噪声等级设置为 $[0, 75]$,批

处理参数设置为128,初始学习率设置为0.0001,学习率每批次训练后递减倍率为0.8,训练循环次数设置为20次,模拟数字全息图训练样本设置为1200,测试样本设置为800,最后的测试部分由真实数字全息实验采集的全息图作为测试样本。所有的代码都是使用Python及Pytorch完成,实验是在一台Intel至强处理器E5-2630 v3 2.4 GHz、GeForce GTX 1080Ti 显存12 GB、内存128 GB的服务器上运行,运行时间大约1 d。将实验使用的方法与最先进的降噪方法对比(即三维块匹配算法BM3D^[19]、深度降噪卷积神经网络DNCNN^[26]、快速灵活降噪神经网络FFDNET^[29]),结果如图7所示。经过训练后的网络能有效降低散斑噪声,全息降噪图如图7(a)~图7(d)所示,从细节部分方框可以看出,与其他方法相比,训练后的频谱卷积神经网络能够捕捉全息图无效噪声分量,并且保留目标图像有效细节。其中频谱卷积神经网络SCNN方法只使用了一张全息图,其他方法^[11-15]则需要多张全息图才能生成一张去噪全息图。从放大结果看出,BM3D降噪算法作用的全息图平滑过多,造成有效干涉条纹信息损失。FFDNET网络作用的全息图部分有效信息损失也较为严重。与全息降噪图对应的频谱如图7(e)~图7(h)所示,可以看出,SCNN降噪模型频谱图中有效信息受散斑噪声影响较小,最大限度地保留了正负一级像信息,从传统降噪方法BM3D与FFDNET频谱图降噪结果可以看出,噪声覆盖住了正负一级像中的有效信息,没有最大限度地提取频谱图中的有效信息,从而影响了全息重建效果。

图8(a)~图8(d)为将模拟全息图经卷积重建得到的相位图,从相位图有效信息高斯光束主峰处取横截面,若重建后的高斯光束(白色部分)能很好保留,且同时能去噪,说明降噪效果好且能保留有效信息。从图8(e)~图8(h)中截面图中看出,频谱卷积神经网络去噪效果好且不丢失图像有效细节(图像中的方

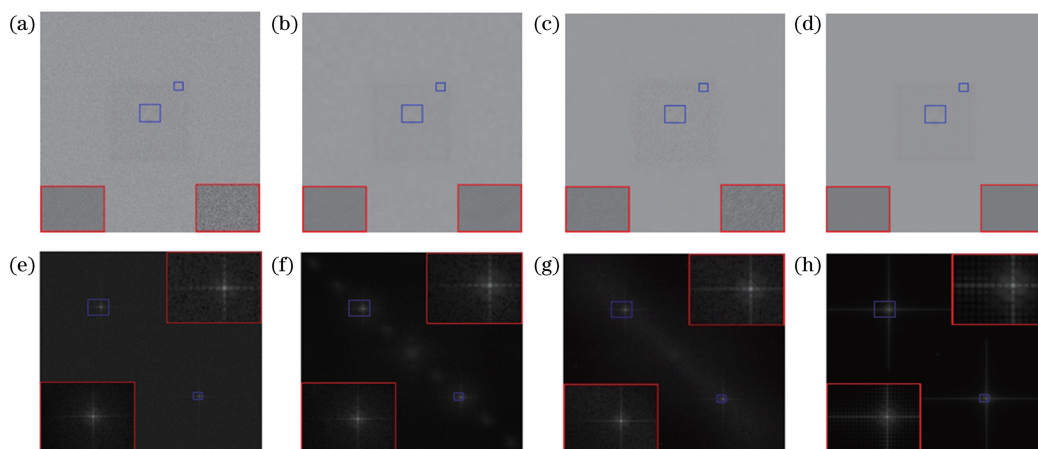


图 7 模拟噪声全息图及其频谱基于不同算法降噪对比。(a)原始散斑噪声全息图;(b) BM3D 算法降噪全息图;(c) FFDNET 网络降噪全息图;(d) SCNN 网络降噪全息图;(e)原始散斑噪声频谱图;(f) BM3D 算法降噪频谱图;(g) FFDNET 网络降噪频谱图;(h) SCNN 网络降噪频谱图

Fig. 7 Comparison of noise reduction based on different algorithms for analog noise hologram and its spectrum. (a) Original speckle noise hologram; (b) noise reduction hologram of BM3D algorithm; (c) noise reduction hologram of FFDNET network; (d) noise reduction hologram of SCNN network; (e) original speckle noise spectrogram; (f) noise reduction spectrum of BM3D algorithm; (g) noise reduction spectrum of FFDNET network; (h) noise reduction spectrum of SCNN network

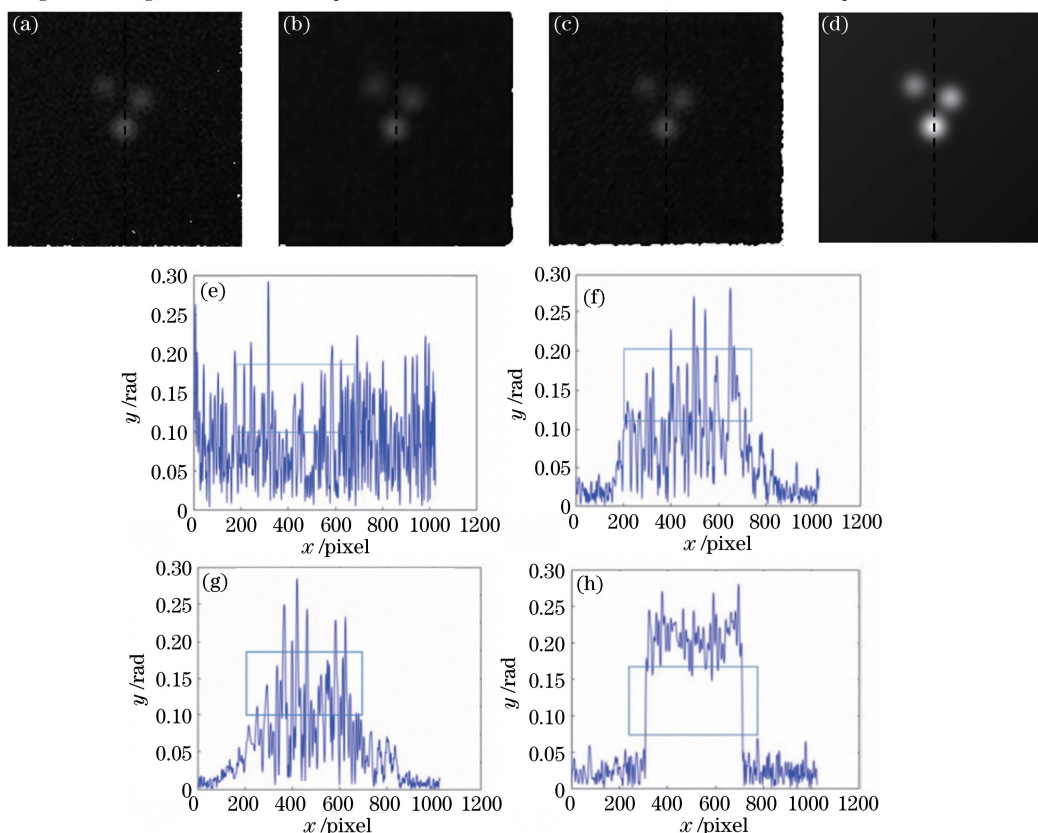


图 8 不同算法降噪后重建后的相位图及其主峰中心截面图。(a)原始散斑噪声重建相位;(b) BM3D 算法降噪重建相位;(c) FFDNET 网络降噪重建相位;(d) SCNN 网络降噪重建相位;(e)~(h)为图(a)~(d)所示相位图沿 y 轴的中心截面图

Fig. 8 Reconstructed phase diagram and central cross section of their main peaks after noise reduction with different algorithms. (a) Reconstructed phase of original speckle noise; (b) noise reduction reconstruction phase of BM3D algorithm; (c) noise reduction reconstruction phase of FFDNET network; (d) noise reduction reconstruction phase of SCNN network; (e)–(h) are central sections along y axis of phase diagrams shown in Figs (a)–(d)

框表示横截面经过高斯光束主峰,若图像呈断崖式则说明主峰有效细节保存良好)。降噪任务除了观察,更需要使用直观数据,说明降噪任务的完成情况。

峰值信噪比(PSNR)常用作图像降噪等领域中信号重建质量的测量方法,对比降噪后的图像与原始图像的峰值信噪比,数值越高说明其算法降噪效

果越好。图 9 为 BM3D^[19]、DNCNN^[26]、FFDNET^[29]、SCNN 不同降噪算法作用于[0,50]不同噪声等级的模拟全息图峰值信噪比测试结果,横坐标为不同噪声等级,纵坐标表示峰值信噪比结果。由曲线图可以看出,在不同等级噪声下,SCNN 算法表现最佳,其次为 BM3D 降噪算法。

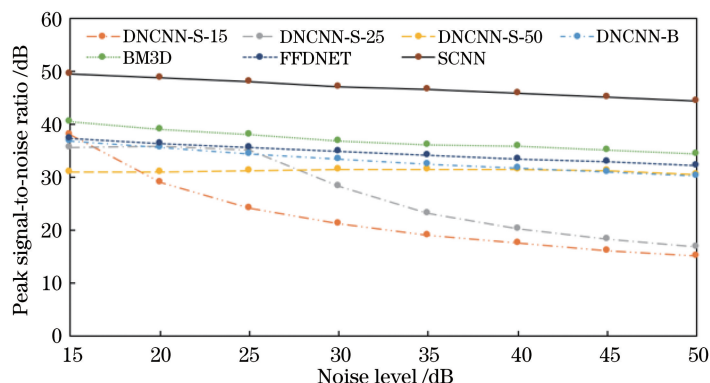


图 9 不同降噪算法作用模拟全息图峰值信噪比结果

Fig. 9 Results of peak signal-to-noise ratio of simulated holograms with different noise reduction algorithms

4 实验全息图降噪分析

频谱卷积神经网络在作用于模拟全息图降噪具有良好表现,为验证其有效性,将实验中采集到的数字全息图输入网络。输入的全息图由马赫曾德尔全息干涉实验系统获得^[37],实验采用红色激光(波长:632.8 nm),相机像素间距为 2.2 μm,分辨率为 2592 pixel×1944 pixel。图 10 为不同降噪算法对采集到的全息图进行降噪处理的结果,可以看出,传

统的 BM3D 降噪算法能有效去除噪声,但从细节部分方框中可以看出,图像平滑过于严重,这对全息图中有效条纹的保留十分不利。从 FFDNET 模型降噪结果可以看出,降噪后的细节部分丢失较为严重,有效的干涉条纹出现部分缺失现象。从 SCNN 模型降噪结果可以看出,全息图干涉条纹细节保存较好,且能有效去除散斑噪声。通过对实验中采集的全息图进行降噪处理发现,本文使用的降噪算法可以适用于真实全息实验中的散斑噪声全息图,相对

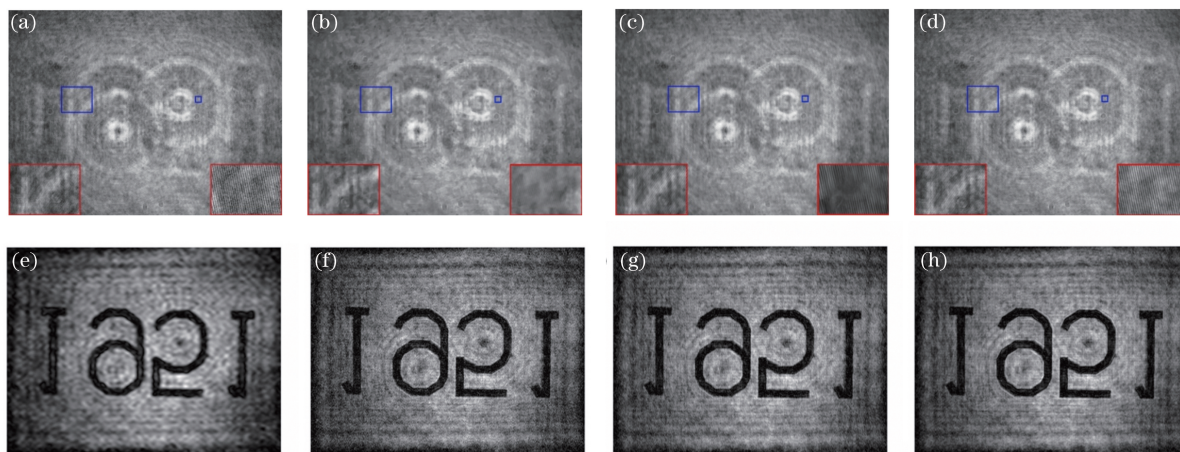


图 10 实验采集全息图不同算法降噪及强度重建结果。(a)原始散斑噪声全息图;(b) BM3D 算法降噪结果;(c) FFDNET 网络降噪;(d) SCNN 网络降噪;(e)~(h)为图(a)~(d)所示全息图的强度重建结果

Fig. 10 Noise and intensity reconstruction results of different algorithms for experimental hologram acquisition. (a) Reconstruction phase of original speckle noise; (b) noise reduction result of BM3D algorithm; (c) FFDNET network noise reduction; (d) SCNN network noise reduction; (e)–(h) are results of intensity reconstruction of holograms shown in Figs (a)–(d)

于传统降噪算法只能作用于模拟全息图及重建后的噪声相位图,其优势在于可以去除不同等级噪声的全息图,且能保存全息图中有效干涉条纹。

图 11 为不同降噪算法作用于 $[0, 50]$ 噪声等级的采集全息图峰值信噪比测试结果曲线图。可以看出,DNCNN-S-15 在低噪声等级下表现较好,而

BM3D算法在不同噪声阶段表现较突出,但与SCNN网络降噪效果相比还存在一定差距。通过在不同噪声等级下的进行降噪实验,证明了SCNN可以去除实际全息图中无效的高频分量,保存有效的低频分量,可在实际数字全息实验系统去噪中应用。

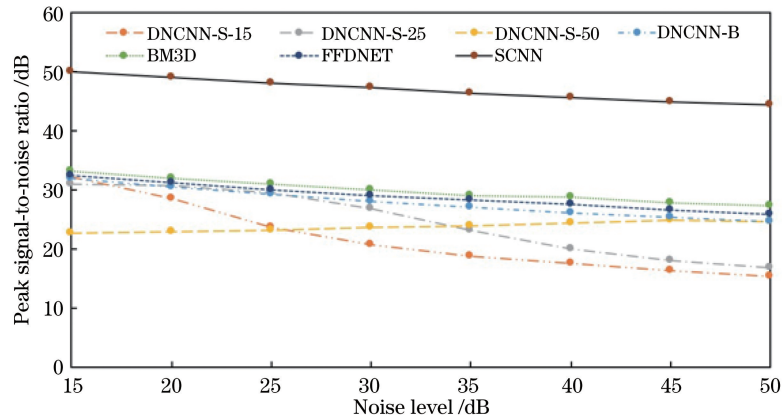


图 11 不同降噪算法作用采集全息图峰值信噪比结果

Fig. 11 Results of the peak signal-to-noise ratio of holograms collected by different noise reduction algorithms

5 结 论

提出了一种基于频谱卷积神经网络的数字全息图散斑降噪方法,能适用于实际光学系统采集的数字全息图降噪需求。使用噪声水平图作为网络输入,由散斑噪声全息图与无噪声全息图组成全息数据集,利用生成的全息数据集对网络进行训练。通过对模拟的全息图与采集的实验全息图进行测试,结果表明,频谱卷积神经网络能够很好地兼顾降噪性能与图像有效干涉条纹细节的保持,相比传统光学降噪方法、图像处理方法等,具有良好的降噪及有效保存条纹细节信息的能力。

参 考 文 献

- [1] Kim M K. Applications of digital holography in biomedical microscopy [J]. Journal of the Optical Society of Korea, 2010, 14(2): 77-89.
- [2] Colomb T, Jourdain P, Marquet P, et al. Enhancing the performance of digital holographic microscopy [J]. Proceedings of SPIE, 2007.
- [3] Blanche P A, Bablumian A, Voorakaranam R, et al. Holographic three-dimensional telepresence using large-area photorefractive polymer [J]. Nature, 2010, 468(7320): 80-83.
- [4] Huang L L, Chen X Z, Mühlenbernd H, et al. Three-dimensional optical holography using a plasmonic metasurface[J]. Nature Communications, 2013, 4: 2808.
- [5] Lucente M. Interactive three-dimensional holographic displays: seeing the future in depth [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1997, 31(2): 63-67.
- [6] Hesselink L, Orlov S S, Bashaw M C. Holographic data storage systems[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(8): 1231-1280.
- [7] Hesselink L, Orlov S S, Liu A, et al. Photorefractive materials for nonvolatile volume holographic data storage [J]. Science, 1998, 282 (5391): 1089-1094.
- [8] Burr G W, Ashley J, Coufal H, et al. Modulation coding for pixel-matched holographic data storage[J]. Optics Letters, 1997, 22(9): 639-641.
- [9] Hariharan P. Optical holography: principles, techniques, and applications [M]// Hariharan P, Knight P L, Miller A. Optical Holography: Principles, Techniques, and Applications. 1984.
- [10] Herrera-Ramirez J, Hincapie-Zuluaga D A, Garcia-Sucerquia J. Speckle noise reduction in digital holography by slightly rotating the object[J]. Optical Engineering, 2016, 55(12): 121714.
- [11] Kang X. An effective method for reducing speckle noise in digital holography [J]. Chinese Optics Letters, 2008, 6(2): 100-103.
- [12] Quan C, Kang X, Tay C J. Speckle noise reduction in digital holography by multiple holograms [J]. Optical Engineering, 2007, 46(11): 115801.
- [13] Veronesi W A, Maynard J D. Digital holographic reconstruction of sources with arbitrarily shaped

- surfaces[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 1989, 85(2): 588-598.
- [14] Tu Q, Yu Y J, Zhou W J. Holographic system denoising based on rotary ground glass [J]. Optical Instruments, 2014, 36(4):337-341.
- [15] Gong G H, Zhang H M, Yao M Y. Speckle noise reduction algorithm with total variation regularization in optical coherence tomography[J]. Optics Express, 2015, 23(19): 24699-24712.
- [16] Bianco V, Paturzo M, Memmolo P, et al. Random resampling masks: a non-Bayesian one-shot strategy for noise reduction in digital holography[J]. Optics Letters, 2013, 38(5): 619-621.
- [17] Fukuoka T, Mori Y, Nomura T. Speckle reduction by spatial-domain mask in digital holography[J]. Journal of Display Technology, 2016, 12(4): 315-322.
- [18] Kostadin D, Alessandro F, Vladimir K, et al. Image restoration by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [J]. Proceedings of SPIE, 2008, 6812: 681207.
- [19] Qian K M, Wang H X, Gao W J, et al. Phase extraction from arbitrary phase-shifted fringe patterns with noise suppression [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2010, 48(6): 684-689.
- [20] Yao D, Zheng K Y, Liu Z D, et al. Wavelet denoising in near-infrared broadband cavity-enhanced absorption spectroscopy [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0930006.
姚丹, 郑凯元, 刘梓迪, 等. 用于近红外宽带腔增强吸收光谱的小波去噪[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0930006.
- [21] Cheng Z, He F, Zhang S L, et al. Combination method of wavelet and empirical mode decomposition with trend modulation used for atmospheric coherent length profile denoising [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1201002.
程知, 何枫, 张巳龙, 等. 趋势项调制的小波-经验模态分解联合方法用于大气相干长度廓线去噪[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1201002.
- [22] Feng S, Chen Q, Gu G, et al. Fringe pattern analysis using deep learning [J]. Advanced Photonics, 2019, 1(2): 025001.
- [23] 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.
- [24] Wang H, Lyu M, Situ G H. eHoloNet: a learning-based end-to-end approach for in-line digital holographic reconstruction [J]. Optics Express, 2018, 26(18): 22603-22614.
- [25] Zhang K, Zuo W, 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.
- [26] Xie J, Xu L, Chen E. Image denoising and inpainting with deep neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, December 3-6, 2012, Lake Tahoe, Nevada, United States. Canada: NIPS, 2012: 341-349.
- [27] Jeon W, Jeong W, Son K, et al. Speckle noise reduction for digital holographic images using multi-scale convolutional neural networks [J]. Optics Letters, 2018, 43(17): 4240-4243.
- [28] Zhang K, Zuo W, Zhang L. FFDNet: toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4608-4622.
- [29] Nair V, Hinton G E. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines [C]//Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10), June 21-24, 2010, Haifa, Israel. [S.l.: s.n.], 2010: 807-814.
- [30] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[EB/OL]. (2015-03-02)[2019-09-01]. <https://arxiv.xilesou.top/abs/1502.03167>.
- [31] Anaya J, Barbu A. RENOIR-A dataset for real low-light image noise reduction [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 51: 144-154.
- [32] Nam S, Hwang Y, Matsushita Y, et al. A holistic approach to cross-channel image noise modeling and its application to image denoising [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 1683-1691.
- [33] Plotz T, Roth S. Benchmarking denoising algorithms with real photographs[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017: 2750-2759.
- [34] Xu J, Li H, Liang Z, et al. Real-world noisy image denoising: a new benchmark[EB/OL]. (2018-04-07)[2019-09-01]. <https://arxiv.xilesou.top/abs/1804.02603>.
- [35] Abdelhamed A, Lin S, Brown M S. A high-quality denoising dataset for smartphone cameras[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE, 2018: 1692-1700.
- [36] Zhou W J, Guan X F, Liu F F, et al. Phase retrieval based on transport of intensity and digital holography [J]. Applied Optics, 2018, 57(1): A229- A234.