# 基于改进U-Net网络抑制散斑噪声算法

李英荣,龙佳乐,黄昊铭,黎在铭,翁 毅,陈奕俊,刘仕绪,余佳龙

五邑大学电子与信息工程学院, 广东 江门

收稿日期: 2025年2月28日; 录用日期: 2025年3月27日; 发布日期: 2025年4月3日

# 摘要

本文提出了一种改进U-Net散斑抑制方法,该方法结合了Inception、残差结构和注意力模块,应用于具 有不同噪声级别的包裹相位图像。将所提出的方法与传统的降噪方法以及现有的深度学习降噪方法进行 了对比,仿真与实验结果表明,所提出的方法在不同噪声级别下具有更好的散斑抑制效果。此外,我们 对降噪后的包裹相位进行了相位重建,对比了不同方法降噪后的相位精度,结果表明,该方法在实际应 用中能够有效抑制散斑噪声,取得了较好的效果。

#### 关键词

U-Net, 散斑抑制, 相位重建, Inception, 注意力模块

# Speckle Noise Suppression Algorithm Based on Improved U-Net Network

# Yingrong Li, Jiale Long, Haoming Huang, Zaiming Li, Yi Weng, Yijun Chen, Shixu Liu, Jialong Yu

School of Electronics and Information Engineering, Wuyi University, Jiangmen Guangdong

Received: Feb. 28<sup>th</sup>, 2025; accepted: Mar. 27<sup>th</sup>, 2025; published: Apr. 3<sup>rd</sup>, 2025

#### Abstract

This paper proposes an improved U-Net speckle suppression method that integrates Inception and residual structures with attention modules, applied to wrapped phase images with different noise levels. The proposed method is compared with traditional denoising methods as well as existing deep learning-based denoising techniques. Experimental results show that our method achieves better speckle suppression across various noise levels. Furthermore, we performed phase reconstruction on the denoised wrapped phase images and compared the phase accuracy of different denoising methods. The results show that the proposed method can effectively suppress speckle noise in practical applications and achieve satisfactory performance.

**文章引用:** 李英荣, 龙佳乐, 黄昊铭, 黎在铭, 翁毅, 陈奕俊, 刘仕绪, 余佳龙. 基于改进 U-Net 网络抑制散斑噪声算 法[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(4): 1-8. DOI: 10.12677/csa.2025.154072

## **Keywords**

#### U-Net, Speckle Suppression, Phase Reconstruction, Inception, Attention Module

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

# 1. 引言

全息术是一种基于光的干涉和衍射原理的三维成像技术,通过记录物体光波的幅度和相位信息来重 建物体的三维结构,广泛应用于生物医学成像[1]、材料检测[2]等领域。然而,散斑噪声[3]是全息成像中 的一种常见问题,主要由激光等相干光源引起,表现为图像中的不规则亮度变化。散斑噪声会降低图像 的质量[4],特别是在高密度条纹区域,使得图像模糊不清;同时,它还会影响相位信息的精确重建,导 致三维结构的误差。此外,散斑噪声的存在增加了后续图像处理的复杂性,必须进行有效的去噪处理才 能获得准确的成像结果,因此散斑噪声的抑制成为全息术中亟待解决的关键问题。

抑制散斑噪声的方法主要分为三大类,包括低相干光源照明法、多张全息图重叠平均法和数字图像处理法。前两种方法分别通过使用低相干光源减少散斑噪声的产生,和通过多张全息图重叠平均来降低噪声影响,但这两种方法都存在一定的局限性,前者对光学系统的要求较高,后者难以实现实时成像。数字图像处理法则在处理散斑噪声方面取得了较大进展。2005年,Garcia-Sucerquia等人采用中值滤波对全息图再现像进行抑制[5],虽然在一定程度上降低了散斑噪声,但导致图像细节的丢失。随后,非局部均值(Non-Local Means, NLM)滤波被提出,该方法通过计算像素邻域的相似性权重来平滑图像,有效地保留了细节信息的同时抑制了噪声。2007年,Kostadin Dabov等人提出块匹配三维滤波(Block-Matching and 3D Filtering,BM3D)[6]方法通过对图像块进行匹配,利用 3D 变换对相似的图像块进行联合处理,有效地抑制了散斑噪声并保留了图像的细节等人采用小波变换进行散斑去噪,相较于传统的空间域滤波器,小波变换能够更精确地处理高频噪声,进而保留了重建图像中的边缘信息,提升了信噪比。2017年,吴小虹等人提出了一种结合 TV 正则化和维纳滤波的方法,增强了图像的边缘细节,使再现像更加清晰[7]。2021年,牛瑞等人利用窗口傅里叶变换方法(Windowed Fourier Transform, WFT)[8],通过在频域中选取合适的阈值去除噪声频谱,再通过逆变换重建低噪声的包裹相位图像,展示了在三维重建中的高效性。

近年来神经网络,尤其是深度学习技术,在图像处理领域中取得了显著进展,特别是在去噪任务中。 通过大量的数据训练,神经网络能够从复杂的噪声模式中提取特征并进行有效去噪。近年来,越来越多 的研究开始应用神经网络去除全息图中的散斑噪声。2019 年,Hao 等人提出了一种基于卷积神经网络 (CNN)的批量去噪算法[9],该方法通过训练条纹图像来提取噪声分量并进行抑制,适用于中等噪声和中 等条纹密度,但在高密度条纹区域仍存在边缘模糊问题。2020 年,Yan 等人改进了 DnCNN 网络结构[10], 旨在降低数字全息散斑干涉术中的相位噪声。实验结果表明,该方法在高密度条纹区域和普通噪声水平 下能有效去噪,但条纹边缘的恢复仍存在不足。2021 年,Li等人提出了基于膨胀卷积块的深度神经网络 (DBDNet) [11],通过级联和多层特征融合机制,显著提升了在高噪声水平下的图像恢复能力。2022 年, Javier 提出了基于 U-Net 的轻量级残差密集神经网络 LRDUNet [12],用于解决 ESPI 条纹图案的去噪问题 针对全息成像实验中散斑噪声导致的重建质量下降问题,我们提出了一种基于 Inception 与 U-Net 网络框 架融合的散斑噪声去除方法。通过仿真和实验验证,相较于传统去嗓算法和部分神经网络方法,该方法 在有效去除散斑噪声的同时,显著提升了全息图的重建质量。

# 2. 网络架构及训练

# 2.1. 网络基本架构

我们网络基于 U-Net 结构,并引入注意力机制(CBAM)和改进型 Inception 残差块(Res-IncepB),整体 网络结构如图 1 所示。在编码器(Encoder)部分,网络主要通过 Res-IncepB 结构进行特征提取,并通过 2 × 2 最大池化逐步降低特征图的空间分辨率。在解码器(Decoder)部分,每一层通过反卷积进行上采样,并 与编码器对应层的特征映射进行跳跃连接,以保留更多细节信息。解码器的每一层由 Res-IncepB 结构和 CBAM 结构组成。其中,Res-IncepB 结构可有效防止上采样过程中关键信息的丢失,而 CBAM 进一步优 化通道和空间维度上的特征分配,增强关键区域信息的表达,同时抑制无关特征,提高去噪能力。



Figure 1. Network architecture diagram 图 1. 网络架构图

传统的残差块结构通常由两个 3×3 标准卷积组成,固定的感受野(Receptive Field)可能限制模型对不同尺度细节的捕捉能力。因此,本文采用了一种基于 Inception 结构的改进型残差块 Res-IncepB,以增强特征表达能力。如图 2 所示该模块由多个不同感受野的分支组成,其中主分支采用 1×1 卷积以保持通道维度的一致性,并降低计算复杂度;而旁路由四个不同尺度的卷积结构组成,分别采用单层、双层、三层及四层堆叠的 3×3 卷积进行特征提取,以增强模型对不同层次空间特征的建模能力。最终,各分支提取的特征在通道维度上拼接,并与主分支输出进行逐元素相加,随后通过非线性激活函数进行处理,以提升网络的特征表达能力。

CBAM 模块如图 3 所示,他分为两个主要步骤:通道注意力和空间注意力。在通道注意力部分,通 过全局平均池化和全局最大池化聚合全局信息,生成每个通道的权重。接着,通过一个共享的全连接层 映射这些信息,调整通道的重要性,从而强化关键信息的表达。在空间注意力部分,CBAM 通过卷积操 作生成空间注意力图。它通过聚合不同通道的信息(如平均池化或最大池化),生成空间权重图,突出重要 区域并抑制无关信息。这一机制有效提高了模型对关键特征的关注。



## 2.2. 网络训练参数设置

本次网络的训练环境配置如下:操作系统为 Python 3.8, CUDA 版本为 11.8, CPU 为 AMD EPYC 9654 96 核处理器,硬件系统采用主板 Intel i9-10900K,显卡为英伟达 GeForce RTX 4090 (24 GB),并配备 60 GB 的运行内存。整个网络训练过程耗时约 4 小时。训练网络用于相位散斑去噪,处理每张大小为 256×256 像素的图像时,其推理时间为 0.02 秒。在训练过程中,模拟数据集的网络训练迭代次数为 100 次,Batch Size 设置为 32,初始学习率为 0.01,并采用每轮下降 15%的学习率调度策略。网络优化器使用 Adam,损失函数选择 L<sub>1</sub>Loss。

## 3. 实验和结果分析

#### 3.1. 数据集生成

本研究采用仿真方法生成包裹相位数据集,以提供高质量的训练和测试样本。数据集共包含 10000 张图像,其中 8000 张用于训练,1000 张用于验证,1000 张用来测试。具体的生成步骤如下:

1) 初始矩阵生成

采用随机初始化方法,生成一个小尺寸的相位矩阵,其大小在2×2到8×8之间。矩阵的值服从均 匀分布,确保相位图具有随机性和多样性。

2) 插值放大

通过双线性插值,将初始矩阵扩展到 256×256 的目标尺寸。插值方法用于平滑相位变化,避免由于 矩阵尺寸较小导致的相位突变,提高数据的连续性。

3) 包裹相位计算

通过复指数变换,将相位映射到 $(-\pi,\pi)$ 范围内,计算公式如下:

$$\varphi(x, y) = angle(e^{j\phi(x, y)})$$
(1)

式中,  $\phi(x, y)$ 为插值放大后的绝对相位。 $\varphi(x, y)$ 为对应的包裹相位。

4) 添加散斑噪声

为模拟实际光学系统中的噪声干扰,我们为每幅包裹相位图像添加随机散斑噪声。噪声的强度等级 设定为[1,5]之间的随机值,遵循乘性噪声模型:

$$I_N = \sin(\varphi) + \sigma G.\sin(\varphi + \sigma G) \tag{2}$$

$$R_N = \cos(\varphi) + \sigma G \cdot \cos(\varphi + \sigma G) \tag{3}$$

其中, G 为均值为 0, 标准差为 1 的高斯噪声,  $\sigma$  为随机选取的噪声等级,  $I_N$  和  $R_N$  代表添加噪声后的相位分量。最终的包裹相位计算如下:

$$\varphi_N = ar \tan 2 \left( I_N + R_N \right) \tag{4}$$

本次实验共生成 10,000 张图像。每个训练样本均由一幅含噪声的包裹相位图(输入)和对应的无噪声 包裹相位图(标签)组成,以提供监督学习所需的数据。图 4 展示了所生成的数据集,其中 a 是无噪声的包 裹相位, b 是噪声的包裹相位。1~5 是噪声的水平。



Figure 4. Dataset with different noise levels 图 4. 不同噪声等级的数据集

#### 3.2. 仿真实验

为了验证我们算法的可行性,还将其与三种代表性算法 BM3D、WFT 和 DBDNet 进行比较,如图 5 所示。可以直观地看到本文算法的去噪算法在去噪效果和图像细节还原上的效果都要优于其他算法。而且随着噪声等级的增大越来越明显。为了对图 5 仿真图像的成像结果进行客观评价,本文对两种方法的重建图像的峰值信噪比(PSNR: Peak signal-to-noise ratio)和结构相似度(SSIM Structural similarity)作为评价指标,其定义如下:

$$PSNR = 10\log_{10}\left(\frac{(255)^2}{MSE}\right)$$
(5)

式中:

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} \left( X(i, j) - Y(i, j) \right)^{2}$$
(6)

MSE 表示当前图像 X 和参考图像 Y 的均方误差, H、W 分别为图像的高度和宽度, PSNR 数值越大即图像质量越好。

SSIM (Structural Similarity Index)是一种图像质量评价指标,它主要用于评估两个图像之间的结构相 似性。SSIM 与传统的峰值信噪比(PSNR)等指标相比,更能够反映人眼对图像质量的感知。

$$SSIM(x, y) = \frac{\left(2\mu_x\mu_y + c_1\right)\left(\sigma_{xy} + c_2\right)}{\left(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1\right)\left(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2\right)}$$
(7)

式中:  $x 和 y 分别为输入的两张图像, c_1, c_2, c_3 分别为常数。 <math>\mu_x 和 \mu_y 分别表示 x 和 y$ 的平均值,  $\sigma_x 和 \sigma_y 分别表示 x 和 y$ 的标准差,  $\sigma_{xy} 表示 x \pi y$ 的协方差, SSIM 越大表示图像质量越好。表 1 分别表示对图 5 的三个不同噪声的包裹相位图进行定量分析,其中数值为三种不同噪声等级的平均值,可以看出本文所提出的算法在抑制散斑噪声方面优于其他方面。



**Figure 5.** Speckle noise suppression results of different algorithms 图 5. 不同算法的抑制散斑噪声结果

表 1. 仿真量化指标结果			
算法	PSNR (dB)	SSIM	Time (s)
BM3D	8.36	0.27	331.2
WFT	14.09	0.56	13.65
DBDNet	22.45	0.95	3.15
Ours	25.31	0.98	3.34

# Table 1 Quantitative index values of simulation results

# 3.3. 成像实验

本文的成像实验使用了 Mach-Zehnder 光路的实验装置, 如图 6 所示, 氦氖激光器(632.8 nm)发出的 光经准直透镜和扩束镜形成准直光束,随后通过第一分束镜分成两束光,一束作为参考光直接传输,另 一束作为物光照射待测物体并携带相位信息被显微镜放大。两束光在第二分束镜处重新合束并产生干涉, 全息图由 CCD 相机捕捉并存储。









在实验中,我们使用血细胞作为样品,具体的成像结果如图 7 所示,其中图 7(a)为 CCD 相机拍摄的 全息图,图 7(b)~(e)为经算法去噪并解包裹相位后的结果。图 7(b)为我们提出算法的去噪结果,图 7(c)为 DBDNet 算法的去噪结果,图 7(d)为 LRDUNet 算法的去噪结果,图 7(e)为 BM3D 去噪后的结果。从图中 可以看出,图 7(e)中底座的形态明显比图 7(b)~(d)更加不规则,且形态差异较大。图 7(d)中顶端呈现出一 定的突起,而图 7(c)表面虽然光滑,但整体结构与图 7(b)、图 7(d)、图 7(e)相比,存在明显的形变。

#### 4. 总结

本文针对全息图像中的散斑噪声问题,提出了一种改进的 U-Net 结构用于散斑抑制。我们基于传统 U-Net 架构,结合改进型 Inception 残差块(Res-IncepB)和注意力机制(CBAM),增强了模型对不同尺度空 间特征的提取能力,并提升了去噪效果。在仿真实验中,我们将所提出的方法与 BM3D、WFT、DBDNet 等三种代表性方法进行了对比。实验结果表明,本文方法在 PSNR 和 SSIM 值上均优于其他算法。此外, 通过相位重建实验,本文方法在实际应用中的散斑抑制效果也优于其他方法,能够有效恢复全息图像的 细节,并减少噪声对图像质量的影响。结果表明,我们提出的网络结构在散斑噪声抑制及全息图像重建 中具有良好的应用前景。

#### 基金项目

广东省普通高校创新团队项目(2020KCXTD051); 江门市基础与应用基础研究重点项目(No. 2021030103730007331)。

#### 参考文献

- [1] Shin, S. and Yu, Y. (2019) Lensless Reflection Digital Holographic Microscope with a Fresnel-Bluestein Transform. *Journal of the Korean Physical Society*, **74**, 98-101. <u>https://doi.org/10.3938/jkps.74.98</u>
- [2] Kim, K. and Jeong, Y. (2018) One-Step Fabrication of Hierarchical Multiscale Surface Relief Gratings by Holographic Lithography of Azobenzene Polymer. *Optics Express*, **26**, 5711-5723. <u>https://doi.org/10.1364/oe.26.005711</u>
- [3] Dong, J., Jia, S. and Yu, H. (2019) Hybrid Method for Speckle Noise Reduction in Digital Holography. *Journal of the Optical Society of America A*, **36**, D14. <u>https://doi.org/10.1364/josaa.36.000d14</u>
- [4] 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.
- [5] Garcia-Sucerquia, J., Ramírez, J.A.H. and Prieto, D.V. (2005) Reduction of Speckle Noise in Digital Holography by Using Digital Image Processing. *Optik*, **116**, 44-48. <u>https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2004.12.004</u>
- [6] 吴小虹, 万力超, 周小安. 基于 TV-维纳滤波的散斑噪声抑制[J]. 智能计算机与应用, 2017, 7(4): 6-8, 12.
- [7] Dabov, K., Foi, A., Katkovnik, V. and Egiazarian, K. (2007) Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16, 2080-2095. <u>https://doi.org/10.1109/tip.2007.901238</u>
- [8] 牛瑞,田爱玲,王大森,刘丙才,王红军,钱晓彤,刘卫国.数字全息测量系统的散斑噪声抑制[J]. 激光与光电 子学进展, 2022, 59(16): 86-92.
- [9] Hao, F., Tang, C., Xu, M. and Lei, Z. (2019) Batch Denoising of ESPI Fringe Patterns Based on Convolutional Neural Network. Applied Optics, 58, 3338-3346. <u>https://doi.org/10.1364/ao.58.003338</u>
- [10] Yan, K., Chang, L., Andrianakis, M., Tornari, V. and Yu, Y. (2020) Deep Learning-Based Wrapped Phase Denoising Method for Application in Digital Holographic Speckle Pattern Interferometry. *Applied Sciences*, 10, Article 4044. https://doi.org/10.3390/app10114044
- [11] Li, J., Tang, C., Xu, M., Fan, Z. and Lei, Z. (2021) DBDnet for Denoising in ESPI Wrapped Phase Patterns with High Density and High Speckle Noise. *Applied Optics*, 60, 10070-10079. <u>https://doi.org/10.1364/ao.442293</u>
- [12] Gurrola-Ramos, J., Dalmau, O. and Alarcón, T. (2022) U-Net Based Neural Network for Fringe Pattern Denoising. Optics and Lasers in Engineering, 149, Article 106829. <u>https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2021.106829</u>