

### 基于深度降噪卷积神经网络的宽波段共相检测研究

李斌 刘银岭 杨阿坤 陈莫

#### Broad-band co-phase detection based on denoising convolutional neural network

LI Bin, LIU Yin-ling, YANG A-kun, CHEN Mo

引用本文:

李斌, 刘银岭, 杨阿坤, 陈莫. 基于深度降噪卷积神经网络的宽波段共相检测研究[J]. 中国光学, 2024, 17(6): 1329–1339. doi: 10.37188/CO.2024–0079

LI Bin, LIU Yin-ling, YANG A-kun, CHEN Mo. Broad-band co-phase detection based on denoising convolutional neural network[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(6): 1329–1339. doi: 10.37188/CO.2024–0079

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2024–0079>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 基于宽波段光源拼接镜新型共相检测技术研究

A new co-phasing detection technology of a segmented mirror based on broadband light

中国光学 (中英文). 2022, 15(4): 797 <https://doi.org/10.37188/CO.2021–0234>

#### 基于异构光子神经网络的多模态特征融合

Multimodal feature fusion based on heterogeneous optical neural networks

中国光学 (中英文). 2023, 16(6): 1343 <https://doi.org/10.37188/CO.2023–0036>

#### 融合遗传算法和BP神经网络的光斑定位方法

Positioning algorithm for laser spot center based on BP neural network and genetic algorithm

中国光学 (中英文). 2023, 16(2): 407 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0084>

#### 大口径光学望远镜拼接镜面关键技术综述

Overview of key technologies for segmented mirrors of large-aperture optical telescopes

中国光学 (中英文). 2022, 15(5): 973 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0109>

#### 针对光栅图像的快速盲去噪方法

A fast blind denoising method for grating image

中国光学 (中英文). 2021, 14(3): 596 <https://doi.org/10.37188/CO.2020–0166>

#### 扫频光学相干层析视网膜图像配准去噪算法

Speckle noise reduction in swept-source optical coherence tomography by retinal image registration

中国光学 (中英文). 2021, 14(2): 289 <https://doi.org/10.37188/CO.2020–0130>

文章编号 2097-1842(2024)06-1329-11

# 基于深度降噪卷积神经网络的宽波段共相检测研究

李斌<sup>1</sup>, 刘银岭<sup>1</sup>, 杨阿坤<sup>1</sup>, 陈莫<sup>2\*</sup>

(1. 华东交通大学智能机电装备创新研究院, 江西南昌 330013;  
2. 中国科学院光电技术研究所, 四川成都 610209)

**摘要:** 拼接镜的共相误差检测是当前科学研究的热点问题之一, 基于宽波段光源的共相检测技术解决了夏克哈特曼法由于目标流量低引起的测量时间长的问题, 从而提升了 piston 误差的检测精度和量程。然而, 当前宽波段算法在实际应用中, 由于复杂的环境以及相机扰动等干扰因素的存在导致获取的圆形孔径衍射图像含有一定量的噪声, 从而导致相关系数数值低于设定阈值, 最终使该方法精度降低, 甚至失效。针对这一问题, 本文提出将基于深度降噪卷积神经网络(DnCNN)的算法集成到宽波段算法中, 以实现噪声干扰的控制, 并保留远场图像的相位信息。首先, 将使用 MATLAB 获得的圆孔衍射图像作为 DnCNN 的训练数据, 然后, 将不同噪声水平的图像导入到训练好的降噪模型中, 即可得到降噪后的图像以及降噪前、后圆孔衍射图像的峰值信噪比和二者与清晰无噪声图像间的结构相似度。结果表明: 降噪处理后的图像与理想清晰图像之间的平均结构相似度较处理之前有了明显提升, 获得了理想的降噪效果, 有效增强了宽波段算法在高噪声条件下的应对能力。该研究对于探索用于实际共相检测环境宽波段光源算法具有较强的理论意义和应用价值。

**关键词:** 拼接镜; piston 误差; 圆孔衍射; 图像降噪; 深度降噪卷积神经网络

中图分类号: O436 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2024-0079 CSTR: 32171.14.CO.2024-0079

## Broad-band co-phase detection based on denoising convolutional neural network

LI Bin<sup>1</sup>, LIU Yin-ling<sup>1</sup>, YANG A-kun<sup>1</sup>, CHEN Mo<sup>2\*</sup>

(1. Intelligent Electromechanical Equipment Innovation Research Institute of  
East China Jiao-tong University, Nanchang 330013, China;  
2. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China)

\* Corresponding author, E-mail: li\_liu202312@163.com

**Abstract:** The co-phase error detection of segmented mirrors is currently a critical focus of scientific research. Co-phase detection technology based on a broad-band light source solves the problem of long measurement times caused by the Shackle-Hartmann method's low target flow rates, thereby improving the accuracy and range of piston error detection. However, in the application of the current broad-band algorithm, the complex environment and the presence of disturbing factors such as camera perturbations cause the acquired

收稿日期: 2024-04-28; 修订日期: 2024-05-22

基金项目: 国家自然科学基金(No. 12103019); 江西省自然科学基金(No. 20232BAB211023)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 12103019); Natural Science Youth Foundation of Jiangxi Province (No. 20232BAB211023)

circular aperture diffraction images to contain a certain amount of noise, which leads to a correlation coefficient value below the set threshold, reduces the accuracy of the method, and even makes it ineffective. To solve the problem, we propose a method by integrating an algorithm based on Denoising Convolutional Neural Network (DnCNN) into the broad-band algorithm in order to control the noise interference and retain the phase information of the far-field image. First, the circular hole diffraction image obtained by using MATLAB is used as the training data for DnCNN. After the training, the images with different noise levels are imported into the trained noise reduction model to obtain the denoised image as well as the peak signal-to-noise ratios of the circular hole diffraction images before and after denoising. The structural similarity between the two images and the clear and noiseless image are also obtained. The results indicate that the average structural similarity between the denoised image and the ideal clear image has significantly improved compared to the image before processing, and this achieves an ideal denoising effect, which effectively increases the ability of broad-band algorithms to cope with the effects of high noise conditions. This study has strong theoretical significance and application value for exploring the broad-band light source algorithm for applications in practical co-phase detection environments.

**Key words:** segmented mirror; piston error; circular diffraction; image denoising; DnCNN

## 1 引言

拼接镜技术是突破当前光学望远镜发展瓶颈的主要方式之一,然而,只有当拼接镜的各个子镜共相时,才能达到与单面镜相当的成像分辨率,故拼接镜技术中需解决平移(piston)误差的检测问题。在 piston 误差检测领域,目前应用较为广泛的方法主要有色散条纹共相检测法<sup>[1]</sup>、四棱锥传感器法<sup>[2-3]</sup>、相位差算法、夏克哈特曼宽窄带法、深度学习共相检测法<sup>[4]</sup>等。针对夏克哈特曼宽窄带法在大量程检测领域存在的由于检测目标流量过低所导致的检测时间过长的的问题,文献 [5] 提出利用宽波段光源(400~700 nm)的非相干性和相干性相结合的方法,实现了 250 nm 粗共相和 10 nm 的精共相检测,并解决了优化前存在的检测时间过长的的问题。在获取衍射图像的过程中,不可避免地会受到相机自身以及环境的影响,使得图像带有不同程度的噪声。噪声会严重影响图像的质量,从而影响互相关系数的计算,导致最终的计算结果产生误差。因此,寻找一种图像噪声去除方法成为宽波段共相算法的关键。

自图像降噪技术诞生以来就一直是计算机领域的焦点问题之一。传统的图像降噪方法包括图像滤波、稀疏编码、低秩近似和图像先验<sup>[6]</sup>等。

图像滤波出现较早且应用比较广泛,线性、非线性和非自适应滤波器是最早用于图像降噪的滤波器。它们结构较为简单,计算量较小,可在一定程度上获得较好的效果。Dabov<sup>[7]</sup> 等人在图像滤波结合稀疏编码的基础上提出了 BM3D(block-matching and 3D filtering)算法,可在有效降噪的同时保留图像细节信息,是传统降噪方法中去噪效果较好的一种。低秩近似算法中较为著名的是 Gu<sup>[8]</sup> 等人在 2014 年提出的 WNNM 算法,该算法利用图像非局部自相似性解决去噪问题。然而,传统降噪方法存在测试阶段优化效果差、需手动设置参数,对于特定的降噪模型及测试阶段通常涉及复杂的优化问题等,使得降噪过程非常耗时,在不牺牲计算效率的情况下很难达到高性能。

近年来,随着计算机硬件性能的飞速发展,深度学习也在各个领域得到快速发展<sup>[9]</sup>,将深度学习应用于图像降噪中也取得了更为显著的效果。Schmidt<sup>[10]</sup> 等提出级联收缩场(cascade of shrinkage fields, CSF)模型,利用半二次优化的加性形式来解决计算效率问题,最终得到了一种快速有效的图像恢复模型。Chen<sup>[11]</sup> 等提出了一种具有时间相关参数(即线性滤波器和影响函数)的动态非线性反应扩散模型(TRND)。2017 年,Zhang<sup>[12]</sup> 等将 DCNN 和正则化方法引入图像降噪,提出了

一种深度降噪卷积神经网络 (denoising convolutional neural network, DnCNN) 模型。该模型并不直接输出降噪后的图像  $u(x)$ , 而是输出用于预测的残差图像  $n(x)$ , 即噪声观测值与潜在干净图像之间的差值。DnCNN 模型可采用残差学习模式来学习映射函数, 并且可以利用批处理归一化对训练集进行处理。残差学习和批归一化技术是相互促进的, 它们的融合能够加速网络训练过程并提高降噪性能。

本文提出利用 DnCNN 对包含噪声的宽波段图像进行降噪处理, 以提升拼接镜光学系统共相过程中所用的宽波段算法的噪声鲁棒性。通过将训练数据集的噪声水平设置在不同范围内, 以训练 DnCNN 模型。用该方法训练的 DnCNN 模型能够处理未知噪声水平下的噪声 (即在训练噪声水平范围内具有盲降噪能力)。

## 2 宽波段共相检测技术原理及噪声影响分析

### 2.1 检测原理

假设检测光源为理想的单色光, 一个半径为  $r$  的圆形子孔径, 由线  $y=0$  对称地分割为两段; 上段 ( $y>0$ ) 的平移误差为  $\delta/2$ , 下段 ( $y<0$ ) 的平移误差为  $-\delta/2$ 。  $\delta$  是物理距离, 相应的波前距离为  $2\delta^{[13]}$ , 则该理论圆孔衍射图如图 1 所示。

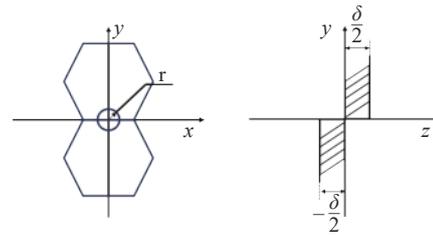


图 1 子镜间的圆孔衍射示意图

Fig. 1 Schematic diagram of circular aperture diffraction between submirrors

根据傅立叶光学原理可得到像平面的光强分布函数:

$$\langle I(\omega, k\delta) \rangle = \alpha_1 \hat{f}(\omega, 0) + \alpha_2 \hat{f}(\omega, 0) \hat{f}\left(\omega, \frac{\pi}{2}\right) + \alpha_3 \hat{f}^2\left(\omega, \frac{\pi}{2}\right), \quad (1)$$

其中, 尖括号表示取平均值, 且:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \frac{1}{2} [1 + \exp(-2\sigma_k^2 \delta^2) \cos 2k_0 \delta], \\ \alpha_2 &= \exp(-2\sigma_k^2 \delta^2) \sin 2k_0 \delta, \\ \alpha_3 &= \frac{1}{2} [1 - \exp(-2\sigma_k^2 \delta^2) \cos 2k_0 \delta]. \end{aligned}$$

由以上分析可知, 当光源的相干长度小于平移误差  $2\delta$  时, 圆孔衍射图案将呈现非相干性, 反之呈现相干性。当平移误差处于相干长度以内时, 衍射图案会随平移误差的变化而变化, 如图 2 (彩图见期刊电子版) 所示。

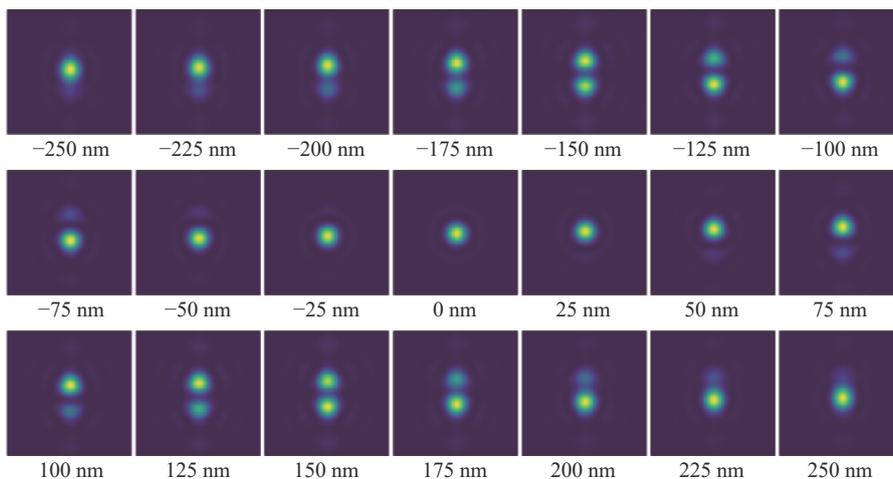


图 2 掩膜半径为  $r$  的理论圆孔衍射图

Fig. 2 Theoretical diffractogram of circular aperture with mask radius  $r$

利用精度较高的灰度匹配算法来计算实时衍射图案和模板衍射图案之间的互相关函数值, 并

用其判别灰度图案的相似程度, 可得出实时衍射图案平移误差的大小, 互相关算法的计算公式如下:

$$\text{Corr2} = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\left[ \sum_i (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2} \left[ \sum_i (y_i - \bar{y})^2 \right]^{1/2}}, \quad (2)$$

其中:  $\text{Corr2}$ 为互相关系数,  $x_i$ 为实时相干或非相干衍射图像在*i*点的灰度值,  $\bar{x}$ 为实时相干或非相干衍射图像的灰度平均值,  $y_i$ 为模板图案在*i*点的灰度值,  $\bar{y}$ 为模板图案的灰度平均值。 $\text{Corr2}$ 的仿真曲线如图3所示。

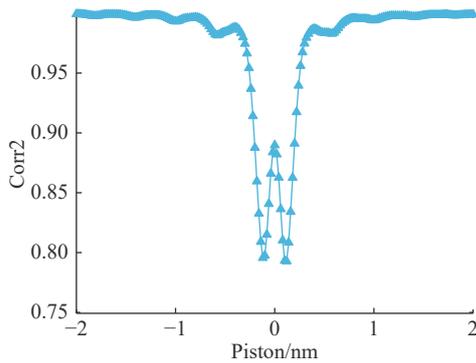


图3 Corr2随piston误差变化关系图

Fig. 3 Relationship between Corr2 and piston error

## 2.2 噪声影响分析

由于实际光学系统无法达到理论要求的理想条件,相机在捕捉图像时不可避免地会受到环境噪声的影响。灰度图像,也被称为二维信号,即 $(x, u(x))$ ,其中 $x$ 是二维网格上的一个点<sup>[14]</sup>, $u(x)$ 是实数,图像噪声模型大致近似为:

$$f(x) = u(x) + n(x), \quad (3)$$

其中, $u(x)$ 是像素 $x$ 的真实值, $n(x)$ 为噪声。大多数情况下,噪声是独立的、同分布的,平均值和标准差为零。在CCD相机中,由于光子计数不足(导致的光子噪声),噪声可能存在于电子电路中(热噪声),也可能是量化噪声。高斯白噪声和泊松噪声是实时应用程序中最常见的噪声。高斯噪声是一种服从高斯分布的典型加性噪声<sup>[15]</sup>,高斯噪声图像的概率分布函数为:

$$P(x = k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (4)$$

其中: $x$ 表示随机变量; $k$ 为任意取值; $\mu$ 和 $\sigma$ 分别为 $x$ 所服从的高斯分布的均值和标准差。

泊松噪声是一种服从泊松分布的噪声<sup>[16]</sup>,其

产生的原因是在获取图像过程中受到了光的粒子性污染,泊松噪声图像的概率分布函数为:

$$P(x = k) = \frac{e^{-\mu}\mu^k}{k!}, \quad (5)$$

其中: $x$ 表示随机变量; $\mu$ 表示光子干扰时间间隔; $k$ 为正整数,表示在特定时间间隔内发生的光子干扰次数。

根据公式(3)可知,当光学系统受到不同程度的噪声干扰时,实时衍射图案的灰度值必定会受到影响,从而影响互相关函数的计算,降低宽波段算法的检测精度。图4为受到20 dB的加性高斯白噪声影响后的互相关系数曲线。

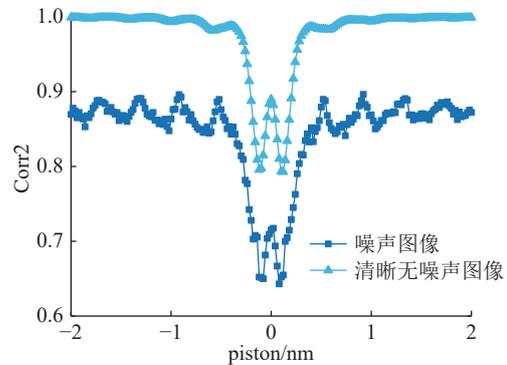


图4 20 dB 加性高斯白噪声影响下的Corr2图像

Fig. 4 Corr2 image under the influence of 20 dB additive white Gaussian noise

从图4可以看出,若实时衍射图案中包含一定水平的噪声,对Corr2的计算结果将产生较大影响,从而使piston的最终计算结果出现偏差。

## 3 DnCNN的损失函数和网络架构

本文采用DnCNN模型进行图像降噪,该模型将图像降噪视为一个普通的判别学习问题,而不是学习具有显式图像先验的判别模型,即通过前馈卷积神经网络(CNN)从噪声图像中分离噪声,获得干净无噪声的圆孔衍射图像,再使用宽波段算法检测拼接镜成像系统的共相误差,检测流程如图5所示。

DnCNN采用残差学习公式训练残差映射得到 $u(x) = f(x) - \mathfrak{R}(y)$ 。其中,模型预测图像 $y_i$ (期望残差图像)与噪声图像 $x_i$ 之间的平均均方误差为:

$$\ell(\Theta) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \|\mathfrak{X}(y_i, \Theta) - (y_i - x_i)\|_F^2, \quad (6)$$

公式 (6) 即为 DnCNN 的损失函数, 其中  $\{(y_i, x_i)\}_{i=1}^N$  表示  $N$  对降噪训练图像。

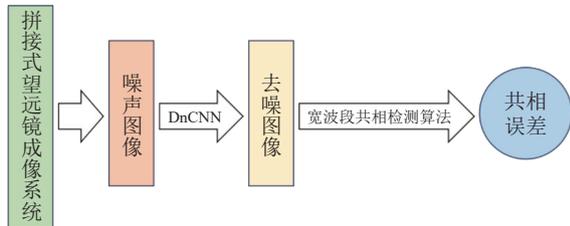


图 5 含噪声的共相误差检测流程图

Fig. 5 Detection flowchart of co-phase error with noise

图 6 展示了 DnCNN 训练学习  $\mathfrak{X}(y)$  的架构。如图 6 所示, 对于给定层数为  $D$  的 DnCNN, 有三种不同的层: (1)Conv+ReLU: 第一层为输入层, 包

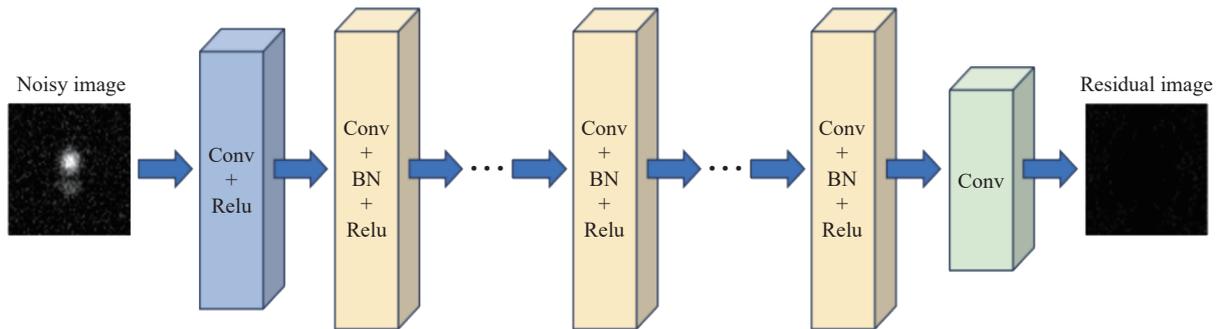


图 6 DnCNN 的网络结构

Fig. 6 The network structure of the DnCNN

## 4 仿真分析

### 4.1 数据集准备及网络训练

本文沿用宽波段共相误差算法生成的衍射图片, 并且引入了 3~5 阶泽尼克像差, 以此模拟拼接镜共相过程中拼接子镜的状态, 该像差在  $[0, 0.05\lambda]$  内由 MATLAB 随机生成。最后获取的图片共有 6030 张, 尺寸均为 64 pixel×64 pixel。之后将生成的图像裁剪为尺寸 40 pixel×40 pixel 的共 81×1340 个 patch。

DnCNN 网络包含 17(1 层 Conv+ReLU, 15 层 Conv+BN+ReLU, 1 层 Conv)。初始学习率(lr)为 0.001。随着迭代次数的增加, 学习率不断减小, 中期学习率为 0.0001, 后期学习率为 0.00001。

括卷积层(convolutional layer, Conv)和激活函数(rectified linear unit, ReLU), 该层负责接收含有噪声的图像, 并将其作为网络的输入。该层的 Conv 包括  $64 \times 3 \times 3 \times c$  个滤波器, 用于生成 64 个特征映射。其中  $c$  表示图像通道数, 本文用于训练的噪声图像均为灰度图像, 因此  $c = 1$ 。(2)Conv+BN+ReLU: 第 2 ~第  $(D-1)$  层为隐藏层, 包括卷积层、批量归一化(batch normalization, BN)和激活函数, 其中 Conv 包括  $64 \times 3 \times 3$  个卷积核, 其通过卷积操作来获取图像信息以及结构, 负责局部特征的提取; BN 的主要作用是用于优化训练过程且可以增加训练网络的稳定性; ReLU 可以增强网络的表达能力, 用于学习图像特征和噪声分布。(3)Conv: 最后一层为输出层, 其是由  $64 \times 3 \times 3$  个卷积核组成的卷积层, 用于接收隐藏层的输出, 并将其重构为残差图像进行输出。

Batch Size 值为 100。硬件配置为 8 vCPU Intel Xeon Processor( Skylake, IBRS) 和 NVIDIA GeForce RTX 4090。使用 PyTorch1.11.0和 Python 3.8.10。图 7 展示了该神经网络的训练过程中损失函数的变化过程以及每个训练阶段的学习率。

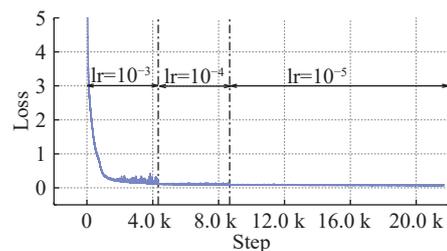


图 7 DnCNN 训练时损失函数和学习率的变化过程

Fig. 7 The change process of the loss function and learning rate during DnCNN training

## 4.2 仿真结果及对比分析

### (1) 高斯噪声降噪仿真分析

本次仿真实验将噪声水平为  $\sigma \in [0, 55]$  的高斯白噪声添加到衍射图像数据集中, 以此来模拟被噪声污染后的图像, 并利用 DnCNN 网络进行降噪处理, 然后从子镜间的 piston 误差在  $[-2 \mu\text{m}, 2 \mu\text{m}]$  范围内的衍射图像中选取 4 组 (piston 分别为  $-0.2 \mu\text{m}$ 、 $0$ 、 $0.2 \mu\text{m}$ 、 $2 \mu\text{m}$ ) 进行处理。利用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM)<sup>[17]</sup> 来衡量 DnCNN 的降噪效果<sup>[18]</sup>。

为了验证 DnCNN 在圆孔衍射图像降噪领域的优越性, 本文选用前文提到的公认降噪效果较好的两种传统算法 (BM3D、WNNM) 做对比实验 (噪声为 20 dB), 并通过主观评价以及降噪图像与模板图像的 SSIM 值来判断降噪效果。不同方法对于 4 种 piston 误差的降噪效果如图 8 所示, 以人眼的标准衡量可知, BM3D 与 DnCNN 均取得了良好的降噪效果, 但 BM3D 的滤波特性会导致降噪后的图像失去部分相位信息, 而 WNNM 在处理圆孔衍射图像的高斯噪声方面表现不佳。

表 1 展示了在 4 种 piston 误差下 3 种降噪方法在噪声为 20 dB 的条件下获得的去噪图像与模板图像间的 SIMM 值, 以进行客观评价。在该条件下, 经过 BM3D、WNNM、DnCNN 3 种方式降噪处理后, 4 种 piston 误差图像与理想清晰图像间的 SSIM 均值依次为 0.3451、0.1957、0.9783, 表明 DnCNN 在取得较好的降噪效果的同时保留相位信息, 性能优于 BM3D 和 WNNM。

表 2 给出了 4 种不同 piston 误差下, PSNR 在 40 dB 至 20 dB 范围内的含高斯噪声圆孔衍射图像与清晰模板图像间的 SSIM, 以及经过 DnCNN 降噪处理后的圆孔衍射图像与清晰模板图像间的 SSIM 值。

从表 2 可以看出, 降噪前的圆孔衍射图案与清晰模板图像间 SSIM 值在 4 种 piston 误差条件下, PSNR 值在 40 dB 至 20 dB 之间的平均值分别为 0.7046、0.6917、0.7061、0.7083; 经过 DnCNN 降噪处理后的圆孔衍射图案与清晰模板图像间 SSIM 值的平均值分别为 0.9744、0.9937、0.9754、0.9790。

图 9 绘制了以 20 nm 为步长, 两半圆孔 piston 误差扫描区间为  $[-2 \mu\text{m}, 2 \mu\text{m}]$  的互相关系数

仿真曲线。其中模板图像为清晰无噪声的非相干圆孔衍射图像; 从图 9 可知, 降噪后的圆孔衍射图像互相关系数值大幅度增加, 最终结果与清晰无噪声图像的结果相似, 表明 DnCNN 对高斯噪声的降噪达到了理想的效果。

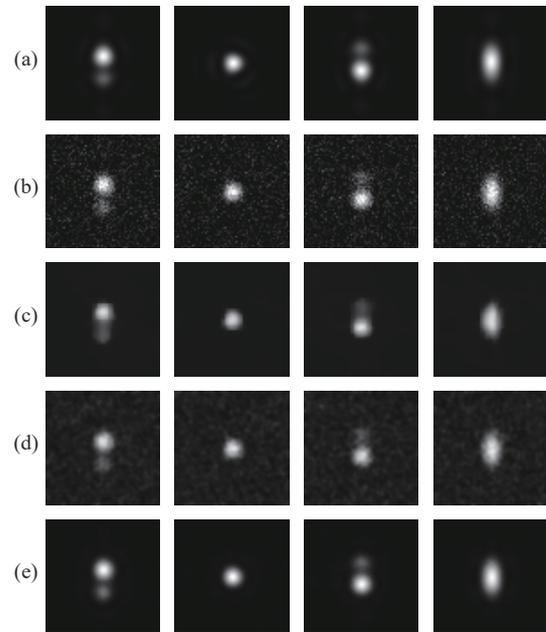


图 8 当 4 组子镜的 piston 分别为  $-0.2 \mu\text{m}$ 、 $0$ 、 $0.2 \mu\text{m}$ 、 $2 \mu\text{m}$  时, 不同方法的降噪效果图。(a) 清晰图像; (b) 噪声图像; (c) 使用 BM3D 网络降噪后的图像; (d) 使用 WNNM 网络降噪后的图像; (e) 使用 DnCNN 降噪后的图像

Fig. 8 Plots of the noise reduction effect of different methods for Gaussian noise for four sets of submirror piston errors of  $-0.2$ ,  $0$ ,  $0.2$ , and  $2 \mu\text{m}$ . (a) Clear images; (b) noisy images; (c) images after noise reduction by BM3D network; (d) images after noise reduction by WNNM network; (e) images after noise reduction by DnCNN

表 1 4 组具有不同 piston 误差的含有高斯噪声的图像降噪前、后与清晰无噪声图像之间的 SSIM 值

Tab. 1 SSIM values between images containing Gaussian noise with four sets of submirror piston errors before and after noise reduction and clear noise-free images

piston	SSIM值		
	BM3D	WNNM	DnCNN
$-0.2 \mu\text{m}$	0.3527	0.2049	<b>0.9747</b>
0	0.2680	0.1376	<b>0.9811</b>
$0.2 \mu\text{m}$	0.3639	0.2109	<b>0.9762</b>
$2 \mu\text{m}$	0.3959	0.2294	<b>0.9810</b>
SSIM均值	0.3451	0.1957	<b>0.9783</b>

表 2 4 组子镜 piston 误差下, PSNR 在 40 ~20 dB 范围内的降噪前、降噪后图像与清晰无噪声图像之间的 SSIM 值  
Tab. 2 SSIM values between pre- and post-noise reduction images with four sets of submirror piston errors and clear noise-free images when PSNR in the range of 40 dB to 20 dB

PSNR	piston=-0.2 $\mu\text{m}$		piston=0		piston=0.2 $\mu\text{m}$		piston=2 $\mu\text{m}$	
	before	after	before	after	before	after	before	after
20	0.2875	0.9747	0.2610	0.9811	0.2892	0.9762	0.2954	0.9810
24	0.4794	0.9766	0.4669	0.9954	0.4858	0.9785	0.4942	0.9811
28	0.6992	0.9753	0.6798	0.9962	0.7001	0.9769	0.6981	0.9824
32	0.8536	0.9739	0.8387	0.9962	0.8537	0.9738	0.8519	0.9785
36	0.9349	0.9735	0.9321	0.9965	0.9354	0.9739	0.9366	0.9761
40	0.9731	0.9726	0.9714	0.9966	0.9726	0.9728	0.9735	0.9750
AVG	0.7046	<b>0.9744</b>	0.6917	<b>0.9937</b>	0.7061	<b>0.9754</b>	0.7083	<b>0.9790</b>

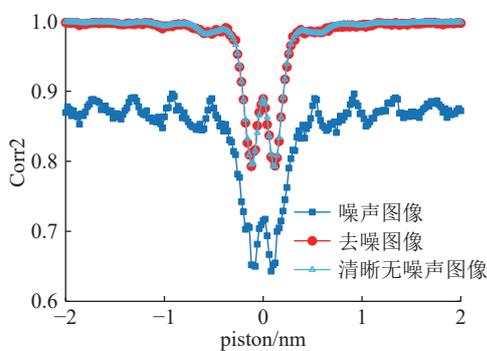


图 9 DnCNN 高斯噪声降噪效果图

Fig. 9 Effect of DnCNN Gaussian noise reduction

(2)泊松噪声降噪仿真分析

与前文所述步骤一致,本次仿真实验将噪声水平为  $\mu \in [0, 0.1]$  的泊松噪声添加到衍射图像数据集中,以此来模拟被噪声污染后的图像,并利用 DnCNN 网络进行降噪处理,然后在子镜间的 piston 误差为  $[-2 \mu\text{m}, 2 \mu\text{m}]$  的衍射图像中选取 4 组 (piston 分别为  $-0.2 \mu\text{m}$ 、 $0$ 、 $0.2 \mu\text{m}$ 、 $2 \mu\text{m}$ ), 利用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 来衡量 DnCNN 的降噪效果。由于 WNNM 算法表现不佳,故仅选用 BM3D 算法在噪声为 20 dB 的条件下作为对照,不同方法对于 4 种 piston 误差的降噪效果如图 10 所示。可见,经过 BM3D 算法降噪处理后的图像仍会失去部分相位信息,而 DnCNN 在泊松降噪方面的表现较好。

表 3 展示了在 4 种 piston 误差下 BM3D 和 DnCNN 在噪声为 20 dB 的条件下获得的去噪图像与模板图像间的 SIMM 值。在该条件下,经过 BM3D 和 DnCNN 两种方式进行降噪处理后 4 种

piston 误差图像与理想清晰图像间的 SSIM 均值依次为 0.9115、0.9998。结果表明 DnCNN 在泊松噪声降噪方面表现优越。

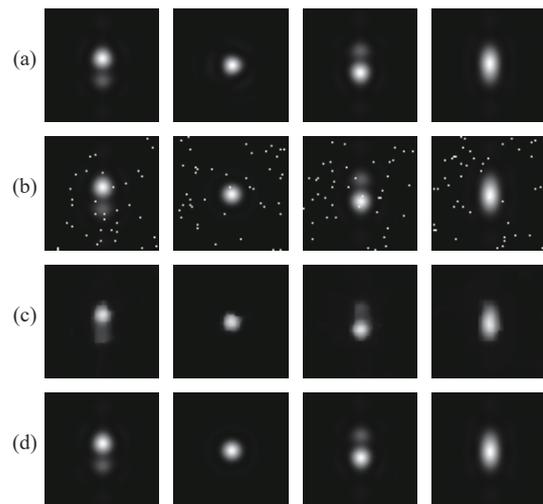


图 10 对于 piston 分别为  $-0.2 \mu\text{m}$ 、 $0$ 、 $0.2 \mu\text{m}$ 、 $2 \mu\text{m}$  的 4 组子镜,不同方法对于泊松噪声的降噪效果图。(a) 清晰图像;(b) 噪声图像;(c) 使用 BM3D 网络降噪后的图像;(d) 使用 DnCNN 网络降噪后的图像

Fig. 10 The denoising effect of different methods on Poisson noise for four sets of submirror piston errors of  $-0.2 \mu\text{m}$ ,  $0$ ,  $0.2 \mu\text{m}$ , and  $2 \mu\text{m}$  (from left to right). (a) Clear images; (b) noisy images; (c) images denoised by BM3D network; (d) images denoised by DnCNN

表 4 给出了 4 种不同 piston 误差下, PSNR 在 30 dB 至 10 dB 范围内的含泊松噪声圆孔衍射图像与清晰模板图像间的 SSIM, 以及经过 DnCNN 降噪处理后的圆孔衍射图像与清晰模板图像间的 SSIM 值。

表 3 4 组子镜 piston 误差下的含有泊松噪声的图像在降噪前、后与清晰无噪声图像之间的 SSIM 值

Tab. 3 SSIM values between images containing Poisson noise with four sets of submirror piston errors before and after noise reduction and clear noise-free image

	piston=-0.2 $\mu\text{m}$	piston=0	piston=0.2 $\mu\text{m}$	piston=2 $\mu\text{m}$	平均值
BM3D	0.9114	0.8966	0.9334	0.9046	0.9115
DnCNN	<b>0.9998</b>	<b>0.9998</b>	<b>0.9997</b>	<b>0.9998</b>	<b>0.9998</b>

表 4 4 组子镜 piston 误差下, PSNR 在 30 dB 至 10 dB 范围内的降噪前、降噪后图像与清晰无噪声图像之间的 SSIM 值

Tab. 4 SSIM values of pre- and post-noise reduction images and clear noise-free images with PSNR in the range of 30 dB to 10 dB for four sets of submirror piston errors

PSNR	piston=-0.2 $\mu\text{m}$		piston=0		piston=0.2 $\mu\text{m}$		piston=2 $\mu\text{m}$	
	before	after	before	after	before	after	before	after
10	0.0726	0.9973	0.0579	0.9970	0.0761	0.9973	0.0838	0.9973
14	0.2046	0.9995	0.2032	0.9996	0.1985	0.9995	0.3131	0.9996
18	0.5811	0.9995	0.5337	0.9993	0.5453	0.9995	0.6148	0.9981
22	0.7555	0.9997	0.8255	0.9998	0.7599	0.9995	0.7926	0.9997
26	0.8767	0.9999	0.9125	0.9999	0.9406	0.9998	0.9617	0.9999
30	0.9543	0.9998	0.9781	0.9998	0.9496	0.9999	0.9307	0.9997
AVG	0.5741	<b>0.9993</b>	0.5852	<b>0.9992</b>	0.5783	<b>0.9993</b>	0.6161	<b>0.9991</b>

图 11 绘制了以 20 nm 为步长, 两半圆孔 piston 误差扫描区间为  $[-2 \mu\text{m}, 2 \mu\text{m}]$  的互相关系数仿真曲线。其中模板图案为清晰无噪声的非相干圆孔衍射图案。从图 11 可知, 降噪后的圆孔衍射图像的互相关系数值大幅度增加, 最终结果与清晰无噪声图像的结果相似, 表明 DnCNN 对泊松噪声达到了理想降噪效果。

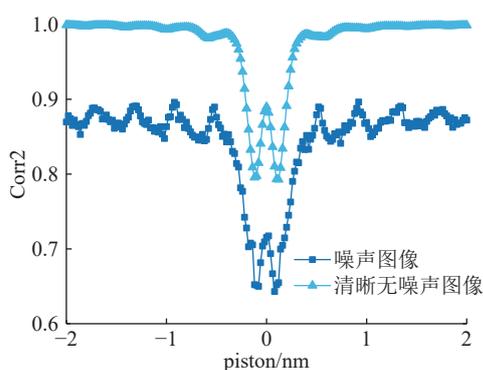


图 11 DnCNN 泊松噪声降噪效果图

Fig. 11 Effect of DnCNN Poisson noise reduction

从表 4 可以看出, 降噪前的圆孔衍射图案与清晰模板图像间 SSIM 值在 4 种 piston 误差条件下、PSNR 值在 30 dB 至 10 dB 之间的平均值分别为 0.5741、0.5852、0.5783、0.6161; 经过 DnCNN 降噪处理后的圆孔衍射图案与清晰模板图像间 SSIM 值的平均值分别为 0.9993、0.9992、0.9993、0.9991。

## 5 实验验证

### 5.1 数据来源

实验系统如图 12 所示。其中: 拼接镜由两个对边长为 100 nm、曲率半径为 2000 nm、中心厚度为 15 nm 的正六边形子镜组成; S1 和 S2 为光源, 其中 S1 为卤素灯, 用于获得 400~800 nm 的宽带光, S2 为 650 nm 的激光; L1 和 L1' 是焦距为 400 mm 准直透镜; L2、L3、L4 为聚焦镜头, 焦距分别为 100、400、100 mm; R1 和 R2 为平面反射器; BS1、BS5 为分光棱镜, BS2、BS3、BS4 为分光镜; S-H 为 Shack-Hartmann (SH) 波前传感器, SH 波前传感器的净孔径为 10 mm $\times$ 5.7 mm, 其孔径阵列为 17 $\times$ 17 对平的正六边形, 微透镜焦距为 100 mm; S-H 的 CCD 像素尺寸为 5.5  $\mu\text{m}$ , 分辨率为 3296 $\times$ 2472; CCD1 的分辨率为 1296 $\times$ 966, 像素尺寸为 3.75  $\mu\text{m}$ ; CCD2 和 CCD3 的分辨率为

8.3 μm, 分辨率为 776×582。CCD1 用于获得拼接镜的远场图像, CCD2 用于传递干涉条纹, CCD3

和微透镜用于获取拼接镜的实际 piston 误差。S-H 用于调整拼接镜的 tip/tilt 误差。

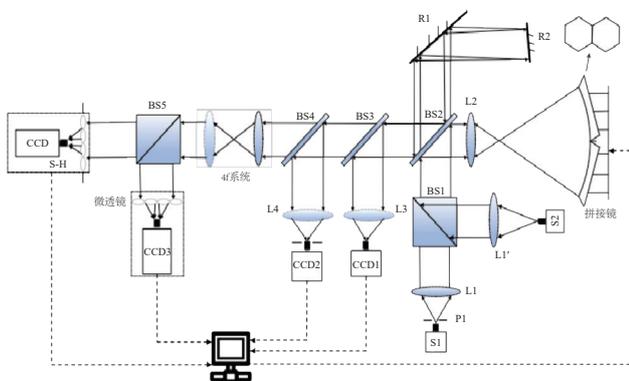


图 12 共相误差检测系统

Fig. 12 Co-phase error detection system

图 13 为高噪声环境下使用上述实验系统所获取的图像数据示例。

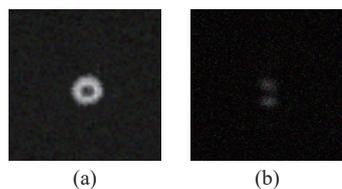


图 13 (a) 不含 piston 误差及 (b) 含 piston 误差的相机直采衍射图像

Fig. 13 Camera direct images (a) without piston error (b) with piston error

### 5.2 实验结果

将实验采集到的理想艾里斑以及包含相位信息的远场图像输入训练好的 DnCNN 网络中即可得到降噪后的图像。原始图像和降噪图像经过 MATLAB 进行图像增强处理后可得图 14(彩图见期刊电子版)所示的结果。通过可视化图像对比分析可知, 降噪后的图像(14(b)、14(d))相较于原始含噪声图(图 14(a)、14(c))有明显变化, 在去除了大部分噪声的同时保留了对应的相位信息。

上述实验结果验证了基于深度降噪卷积神经网络的宽波段共相检测图像降噪方法的可行性, DnCNN 在图像降噪与保留相位信息方面有着出色的表现, 能够显著提高宽波段算法在高噪声环境下的鲁棒性。

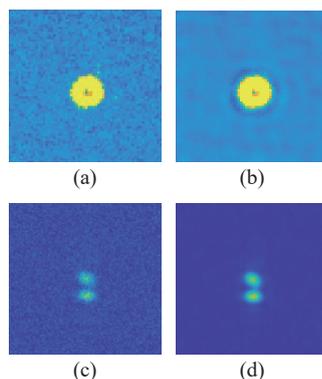


图 14 图像增强后的降噪效果对比。(a)(c) 原始含噪声图像; (b)(d) 降噪后图像

Fig. 14 Comparison of denoise effect after image enhancement. (a) (b) Original noise-containing images; (c) (d) images after denoising

## 6 结 论

本文分析了传统图像降噪算法的优缺点及 DnCNN 模型的结构与优点, 建立了 DnCNN 降噪模型以提高宽波段算法的噪声鲁棒性。仿真结果表明, 4 种子镜 piston 误差条件下, 对于高斯噪声, PSNR 在 40 dB 至 20 dB 范围内, 噪声图像与理想清晰图像之间的平均 SSIM 值为 0.7046、0.6917、0.7061、0.7083; 对于泊松噪声, PSNR 在 30 dB 至 10 dB 范围内, 噪声图像与理想清晰图像之间的平均 SSIM 值为 0.5741、0.5852、0.5783、0.6161。经过 DnCNN 处理后, 高斯噪声降噪图

像与理想清晰图像之间的平均 SSIM 值分别为 0.9744、0.9937、0.9754、0.9790; 泊松噪声降噪图像与理想清晰图像之间的平均 SSIM 值分别为 0.9993、0.9992、0.9993、0.9991, 互相关系数值得到明显提高, DnCNN 模型的降噪效果高于阈值

0.9 的上限, 有效增强了宽波段算法在高噪声条件下的应对能力。本文提出的降噪模型在远场图像降噪方面取得了显著成果, 提高了宽波段共相误差检测算法的准确性。该研究有望为宽波段共相算法的图像噪声预处理提供理论支撑。

#### 参考文献:

- [1] 霍银龙, 杨飞, 王富国. 大口径光学望远镜拼接镜面关键技术综述[J]. *中国光学 (中英文)*, 2022, 15(5): 973-982.  
HUO Y L, YANG F, WANG F G. Overview of key technologies for segmented mirrors of large-aperture optical telescopes[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(5): 973-982. (in Chinese).
- [2] 马舒凡, 鲜浩, 王胜千. 合成孔径系统平移误差的四棱锥传感器检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(15): 1528001.  
MA SH F, XIAN H, WANG SH Q. Detection of piston error of synthetic aperture system using pyramid sensor[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(15): 1528001. (in Chinese).
- [3] HUANG L SH, WANG J L, CHEN L, *et al.*. Visible pyramid wavefront sensing approach for daylight adaptive optics[J]. *Optics Express*, 2022, 30(7): 10833-10849.
- [4] LI B, YANG A K, LI Y B, *et al.*. Research on co-phasing detection of segmented mirror based on convolutional neural networks[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 167: 109737.
- [5] 李斌, 杨阿坤, 邹吉平. 基于宽波段光源拼接镜新型共相检测技术研究[J]. *中国光学*, 2022, 15(4): 797-805.  
LI B, YANG A K, ZOU J P. A new co-phasing detection technology of a segmented mirror based on broadband light[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(4): 797-805. (in Chinese).
- [6] SHEELA C J J, SUGANTHI G. An efficient denoising of impulse noise from MRI using adaptive switching modified decision based unsymmetric trimmed median filter[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 55: 101657.
- [7] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, *et al.*. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [8] GU SH H, ZHANG L, ZUO W M, *et al.*. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]. *Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014: 2862-2869.
- [9] 李维勤, 白清, 管伟, 等. 脉冲编码融合 DnCNN 提升 BOTDA 信噪比研究[J/OL]. *中国激光*, 1-15[2024-04-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1339.TN.20240220.1406.092.html>.
- [10] LI W Q, BAI Q, ZAN W, *et al.*. SNR enhancement for BOTDA by DnCNN and pulse coding[J/OL]. *Chinese Journal of Lasers*, 1-15[2024-04-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1339.TN.20240220.1406.092.html>. (in Chinese).
- [11] SCHMIDT U, ROTH S. Shrinkage fields for effective image restoration[C]. *Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014: 2774-2781.
- [12] CHEN Y J, POCK T. Trainable nonlinear reaction diffusion: a flexible framework for fast and effective image restoration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1256-1272.
- [13] 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.
- [14] 李斌, 杨阿坤, 孙赵祥, 等. 基于深度学习的拼接镜共相检测新方法研究[J]. *中国激光*, 2023, 50(22): 2204001.  
LI B, YANG A K, SUN ZH X, *et al.*. Research on new co-phasing detection method of segmented mirror based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(22): 2204001. (in Chinese).
- [15] GONZALEZ R R C, WOODS R E. *Digital Image Processing*[M]. 3rd ed. Noida, India: Pearson education india, 2009.
- [16] 敬天成, 段红光, 赵旭, 等. 电力线载波通信中基于深度学习的信道估计[J]. *光通信研究*, 2024(2): 220058.  
JING T CH, DUAN H G, ZHAO X, *et al.*. Deep learning based channel estimation in PLC communication[J]. *Study on Optical Communications*, 2024(2): 220058. (in Chinese).
- [17] 栗苹, 周宇, 曹荣刚, 等. 基于深度学习和双域融合的红外成像制导系统复杂背景噪声去除方法[J]. *兵工学报*, 2024, 45(6): 1747-1760.  
LI P, ZHOU Y, CAO R G, *et al.*. A denoising method for complex background noise of infrared imaging guidance

- system based on deep learning and dual-domain fusion[J]. *Acta Armamentarii*, 2024, 45(6): 1747-1760. (in Chinese).
- [17] 颜威冰, 周先春, 替明远, 等. 基于残差连接的并行网络去噪[J]. *计算机与数字工程*, 2023, 51(9): 2103-2108.  
YAN Q B, ZHOU X CH, ZAN M Y, *et al.*. Parallel network denoising method based on residual connection[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2023, 51(9): 2103-2108. (in Chinese).
- [18] LI D Q, XU SH Y, WANG D, *et al.*. Phase diversity algorithm with high noise robust based on deep denoising convolutional neural network[J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22846-22854.

#### 作者简介:



李 斌(1989—), 男, 江西鹰潭人, 博士, 副教授, 华东交通大学机电学院教师, 2012年于武汉大学获得学士学位, 2017年于中国科学院光电技术研究所获得博士学位, 主要从事拼接镜共相检测和太赫兹光谱应用的研究。E-mail: [libingioe@126.com](mailto:libingioe@126.com)