

## 基于深度学习的剪切散斑干涉条纹图滤波方法

林薇<sup>1</sup>, 崔海华<sup>1\*</sup>, 郑炜<sup>2</sup>, 周新房<sup>2</sup>, 徐振龙<sup>1</sup>, 田威<sup>1</sup><sup>1</sup>南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 211106;<sup>2</sup>中航西安飞机工业集团股份有限公司, 陕西 西安 710089

**摘要** 剪切散斑干涉技术作为一种非接触式的高精度光学全场测量方法,可以对复合材料内部缺陷进行无损检测,但所得的相位条纹图中包含大量散斑噪声,会对检测结果和精度产生严重影响。为此,提出了一种基于无监督图像风格转换模型(CycleGAN)的相位条纹图滤波方法。该方法将剪切散斑干涉技术获取的原始噪声相位条纹图通过网络训练转换为理想无噪声条纹图,从而实现相对相位条纹图中噪声的滤除。实验结果表明,所提方法能够实现对噪声的高效滤除,滤波图像边界清晰、对比显著,且运行时间明显优于其他方法,仅需 30 ms 左右便能实现条纹图的高质量滤波,符合动态无损检测的发展需求,为相位条纹图的噪声滤除提供了新的思路。

**关键词** 剪切散斑干涉技术; 相位图; 深度学习; 噪声; 图像处理; 无损检测

中图分类号 O439

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210009

## Phase Fringe Pattern Filtering Method for Shearography Using Deep Learning

Lin Wei<sup>1</sup>, Cui Haihua<sup>1\*</sup>, Zheng Wei<sup>2</sup>, Zhou Xinfang<sup>2</sup>, Xu Zhenlong<sup>1</sup>, Tian Wei<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, Jiangsu, China;

<sup>2</sup>AVIC Xi'an Aircraft Industry Group Co., Ltd., Xi'an 710089, Shaanxi, China

**Abstract** As a noncontact high-precision optical full-field measurement method, shearography can be used for the nondestructive detection of internal defects in composite materials. However, the obtained phase fringe pattern contains a high amount of speckle noise that seriously affects the detection results and accuracy. Therefore, we propose a phase fringe-filtering method using an unsupervised image style conversion model (CycleGAN). Furthermore, the original noise phase fringe image obtained using shearography is converted into an ideal noiseless fringe image via network training to achieve noise filtering in the phase fringe pattern. The experimental results show that the proposed method achieves high-efficiency filtering for noise in areas where the stripe distribution is relatively sparse, with clear boundaries and significant contrast in filtered images. Additionally, the running time of the proposed method is better than that of the other methods (by approximately 30 ms), achieves high-quality filtering, meets the development demand of dynamic nondestructive testing, and provides a new idea for the noise filtering of phase fringe pattern.

**Key words** shearography; phase map; deep learning; noise; image processing; non-destructive detection

## 1 引言

剪切散斑干涉技术是运用光学、计算机、数字图像处理等现代技术发展起来的全场无损检测技术,通过测量物体变形前后的相位信息来获取物体的变形、应变和缺陷信息<sup>[1-4]</sup>。无论采用时间相移法还是空间相

移法,得到的相位条纹图被包裹在 $[-\pi, \pi]$ 区间内,要想获取反映真实变形信息的相位图,需要对相位条纹图进行相位解包裹运算。任何测量结果中都存在误差,剪切散斑干涉相位条纹图中往往存在大量的散斑颗粒噪声,这些噪声直接影响相位解包裹过程,甚至导致解包裹失败,进而影响物体变形量的测量精度<sup>[5]</sup>。

收稿日期: 2021-09-23; 修回日期: 2021-10-03; 录用日期: 2021-10-19

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB2006100, 2019YFB1707501)、江苏省自然科学基金(BK20191280)、南京航空航天大学研究生开放基金(kfjj20200520)

通信作者: \*cuihh@nuaa.edu.cn

因此,研究相位条纹图中对散斑噪声的高效、快速滤除方法对实现剪切散斑干涉的实时、高精度检测尤为重要。

到目前为止,去除相位条纹图中散斑噪声的模型多种多样。Aebischer等<sup>[6]</sup>提出了多次重复的各向异性正余弦均值滤波器,该滤波器在有效抑制噪声的同时能很好地保留所有条纹。顾国庆等<sup>[7]</sup>基于同态滤波原理设计了新的低通滤波器,该滤波器很好地抑制了高频噪声,提高了散斑条纹的对比度。王永红等<sup>[5]</sup>介绍了一种条纹正余弦分解和频域低通滤波相结合的方法,该方法提高了滤波精度和速度,将传统方法中10%~40%的灰度损耗降低至1%以下。Stanke等<sup>[8]</sup>利用小波变换实现电子散斑干涉(ESPI)的两阶段去噪和相位剖面检测,结果表明了小波变换对适当的噪声抑制和相对精确的相位恢复的有效性。蒋汉阳等<sup>[9]</sup>结合正弦/余弦滤波技术,提出了一种依据条纹方向自动选取滤波窗口大小的自适应滤波方法,有效保护了条纹相位跳变信息。Xu等<sup>[10]</sup>构建了一种自适应形状保持的面向偏微分方程(OPDE)模型,该模型用于不连续ESPI条纹图像去噪,保留了条纹的形状和不连续性。Wei等<sup>[11]</sup>提出了一种基于局部均值的自适应多尺度形态学滤波器,该滤波器在降噪和边缘保持方面具有较好的性能,能够实现对变密度条纹图像的降噪处理。刘吉等<sup>[12]</sup>提出基于正余弦分解的自适应全变分去噪方法,与其他方法相比,峰值信噪比提高了2.0 dB,有效滤除了散斑噪声,完整地保留了边缘纹理信息。

机器学习技术已经被广泛应用于图像去噪领域<sup>[13-15]</sup>。基于神经网络的图像去噪算法通过学习图像的统计特性,借助外部信息来为去噪过程服务,十分适合于高噪声环境下的去噪任务<sup>[16]</sup>。相位条纹图中的噪声包含了与仪器校准和实验程序相关的系统误差,由于不能统计处理系统误差<sup>[17]</sup>,以高斯噪声来模拟散斑噪声必然具有一定的局限性。传统的深度学习去噪模型都需要大量无噪声图像和有噪声图像一一对应的数据集进行样本训练,而从实际测量得到的相位条纹图中无法获得无噪声图像,因此传统的深度学习去噪模

型对实际测量得到的相位条纹图难以实现去噪。本文提出一种在缺乏成对样本的情况下,通过基于深度学习的图像风格转换来滤除相位条纹图中噪声的方法。所提方法将剪切散斑干涉测量获取的包含大量散斑噪声的相位条纹图作为原始图像“风格”,以理想的无噪声条纹图作为目标图像“风格”,学习从噪声图像域到理想图像域的映射关系,从而实现对相位条纹图的滤波。

## 2 循环一致性生成对抗网络原理与构建

### 2.1 基于深度学习的图像风格转换

图像风格转换是一种借助计算机技术处理图像的色彩、轮廓、线条等信息来改变图像效果的技术,随着机器学习的发展,使用深度神经网络来进行图像风格转换取得了良好的效果<sup>[18]</sup>。Zhu等<sup>[19]</sup>基于生成对抗网络(GAN)设计了循环一致性生成对抗网络(CycleGAN),是主要由两个镜像对称的GAN构成的环形网络。其中GAN的核心思想源自博弈论的二人零和博弈,通过对抗学习的方式来训练,主要由一个生成器(G)和一个判别器(D)构成,生成器捕捉真实数据样本的潜在分布,并生成新的数据样本,而判别器是一个二分类器,判别输入是真实数据还是生成的样本<sup>[20]</sup>。

CycleGAN具有学习数据无监督、数量不大、不需要配对等优点,在风格转换、对象变形和季节转换的过程中都表现出独特的优越性,能够实现马和斑马、照片和油画之间的转换,合成孔径雷达图像与光学遥感图像之间的互转<sup>[21]</sup>,图像去雾<sup>[22]</sup>等。

### 2.2 循环一致性生成对抗网络原理

本文的目标是学习噪声图像域  $X = \{x_i\}_{i=1}^N$  到理想图像域  $Y = \{y_j\}_{j=1}^M$  之间的映射函数。如图1所示,模型包含两个生成器  $G: X \rightarrow Y$  和  $F: Y \rightarrow X$ ;此外还引入了两个对抗判别器  $D_x$  和  $D_y$ ,其中  $D_x$  用于区分真实噪声图像  $\{x\}$  和生成噪声图像  $\{F(y)\}$ ,  $D_y$  则用于区分理想条纹图  $\{y\}$  和滤波图像  $\{G(x)\}$ 。

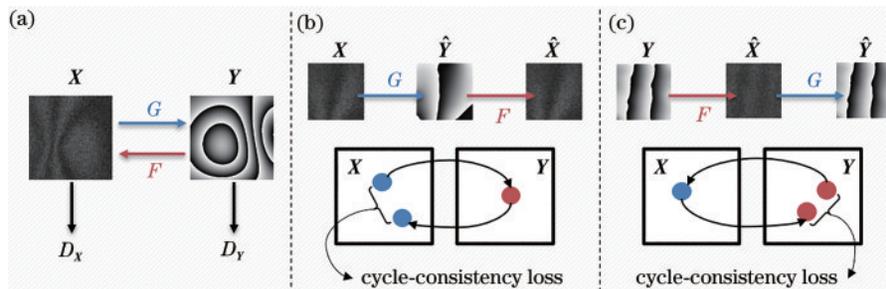


图1 CycleGAN 条纹图滤波模型与损失模型。(a) 条纹图滤波模型; (b) 正向循环一致性损失; (c) 逆向循环一致性损失

Fig. 1 CycleGAN fringe pattern filtering model and loss model. (a) Fringe pattern filtering model; (b) forward cycle-consistency loss; (c) backward cycle-consistency loss

在该模型中,为匹配对抗训练生成的滤波图像分布到理想条纹图像域,引入对抗性损失以确保噪声滤除质量。对于生成器  $G: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y}$  及其判别器  $D_Y$ , 对抗性损失可以表示为

$$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) = E_{y \sim p_{\text{data}}(\mathbf{y})} [\log D_Y(\mathbf{y})] + E_{x \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} \left\{ \log \{1 - D_Y[G(\mathbf{x})]\} \right\}, \quad (1)$$

式中:  $G$  用于生成与理想条纹图像域  $\mathbf{Y}$  中图像相似的滤波图像  $G(\mathbf{x})$ ;  $D_Y$  用于区分生成的滤波图像  $G(\mathbf{x})$  与真正的理想条纹图像  $\mathbf{y}$ 。  $G$  试图使生成的  $G(\mathbf{x})$  与  $\mathbf{y}$  尽可能相似, 而优化  $D_Y$  的目标则是尽可能区分出  $\mathbf{y}$  和  $G(\mathbf{x})$ , 用数学公式表示为

$$G^* = \arg \min_G \max_{D_Y} \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, \mathbf{X}, \mathbf{Y}). \quad (2)$$

类似地, 为生成器  $F: \mathbf{Y} \rightarrow \mathbf{X}$  引入一个对抗性损失和判别器  $D_X$ , 表示为

$$F^* = \arg \min_F \max_{D_X} \mathcal{L}_{\text{GAN}}(F, D_X, \mathbf{Y}, \mathbf{X}). \quad (3)$$

为进一步减少映射函数的不合理空间, 防止生成滤波图像的条纹结构与输入的噪声条纹图产生差异而导致滤波图像失真, 学习到的映射函数应满足循环一致性。由于 L2 范数将误差平方化, 模型误差会比 L1 范数大得多, 因此模型会对这种类型的样本更加敏感, 就需要调整模型来最小化误差, 这样就会导致训练模型的方向偏离目标。鉴于 L1 范数相比于 L2 范数的鲁棒性更好, 本模型选用 L1 范数损失函数, 由此将循环一致性损失表示为

$$\mathcal{L}_{\text{cyc}}(G, F) = E_{x \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} \left\{ \|F[G(\mathbf{x})] - \mathbf{x}\|_1 \right\} + E_{y \sim p_{\text{data}}(\mathbf{y})} \left\{ \|G[F(\mathbf{y})] - \mathbf{y}\|_1 \right\}. \quad (4)$$

综合上述分析, 干涉条纹图滤波的总体目标损失函数  $\mathcal{L}(G, F, D_X, D_Y)$  可以表示为

$$\mathcal{L}(G, F, D_X, D_Y) = \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(F, D_X, \mathbf{Y}, \mathbf{X}) + \lambda \mathcal{L}_{\text{cyc}}(G, F), \quad (5)$$

式中:  $\lambda$  用于控制对抗性损失和循环一致性损失的相对重要性。所提方法的目标也就是要解决

$$G^*, F^* = \arg \min_{F, G} \max_{D_X, D_Y} \mathcal{L}(G, F, D_X, D_Y). \quad (6)$$

### 2.3 模型结构

所提干涉条纹图滤波方法的总体模型结构如图 2 所示, 模型的总参数量为 11378179, 预估总体大小为 979.38 MB。生成器由编码器、转换器和解码器构成, 编码器包含 3 个卷积层、3 个归一化层、3 个 ReLU 激活层; 转换器由 9 个残差块构成, 其中 4 个残差块由自适应归一化层指导; 解码器包含 2 个反卷积层、2 个归一化层、2 个 ReLU 激活层和 1 个卷积层。

残差块是 CycleGAN 模型的基本组成单元, 是由 2 个卷积层构成的模块, 具有把输入数据直接添加到输出的特点, 在反向传播计算偏导的过程中, 式中会多出一项, 被称为“残差”。这一特点为反向传播提供了捷径, 能够减轻梯度消失或梯度爆炸的风险, 从而优化训练过程, 将原始噪声条纹图的相位分布保留在滤波图像中, 确保输出结果不会偏离目标轮廓。

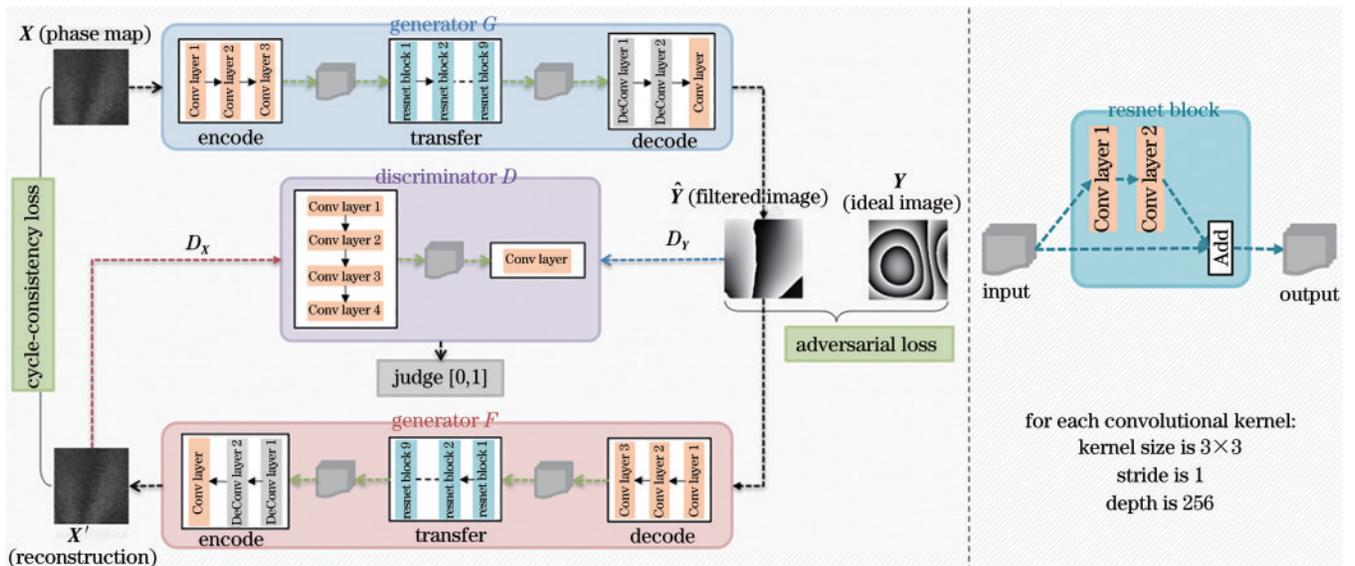


图 2 基于 CycleGAN 的条纹图滤波模型结构

Fig. 2 Structure of fringe pattern filtering model based on CycleGAN

## 3 数据集与模型训练

### 3.1 剪切散斑干涉条纹图数据集

基于自行搭建的迈克耳孙型剪切散斑干涉系统,

采用时间相移技术, 分别通过全局热加载和四周固定中心顶针式加载两种方式, 获取了 2075 张反映复合材料内部缺陷以及试件中心微小变形的干涉条纹图。检测对象为 12 块复合材料层板和蜂窝结构件, 缺陷类型

包括不同尺寸和深度的脱粘、分层、夹杂等常见缺陷。采用功率为 150 W 红外灯作为热源对试件进行热加载,通过改变热加载时间和设置不同的剪切量、曝光时间来获取不同条件下的检测相位条纹图。

由于所采用的相机分辨率为  $2048 \times 2448$ ,而网络模型处理的图像大小为  $256 \times 256$ ,若直接拉伸原始图像会导致条纹变形失真或者裁剪条纹不完整。综合各方因素,选择人工的方式将这些包含大量散斑噪声的原始干涉条纹图附有相位信息的区域裁剪为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ ,得到 3673 张真实噪声图像用于模型训练。除了调整大小外,不执行任何图像预处理

操作(例如图像滤波、图像增强等)。

### 3.2 理想无噪声条纹图数据集

为获取理想无噪声条纹图用于模型训练,如图 3 所示,采用以下步骤进行图像生成:在平面中生成数量、大小和位置均随机分布的二维高斯核,形成如图 3(a)所示的三维模型,每个模型中的高斯核数量是 6 以内的随机整数;依据剪切散斑干涉测量原理,将模型中每个点的  $z$  值对 0.532 进行取余运算(532 nm 为实验所用激光的波长),从而将三维模型沿  $Z$  轴方向转换为对应的相位值,生成尺寸为  $500 \times 500$  的理想不含噪声的模拟条纹图;将这些模拟条纹图随机裁剪为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 。

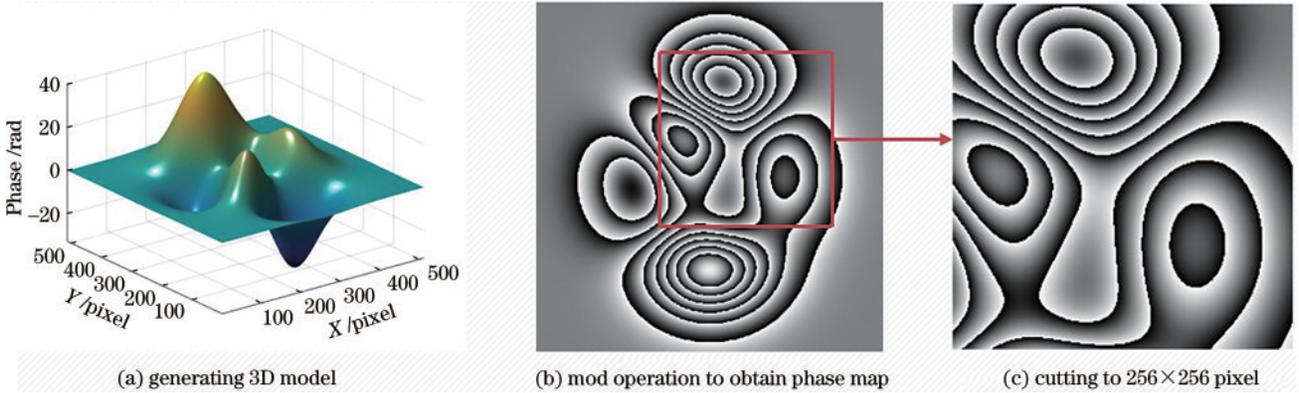


图 3 理想无噪声条纹图生成步骤示意图

Fig. 3 Schematic of ideal noiseless phase map generation steps

由于生成的模拟条纹图的条纹分布位置随机,随机裁剪之后部分图像中可能出现条纹分布过少甚至没有条纹的情况。为降低样本质量对模型训练结果的干扰,选择人工的方式删减其中条纹分布过少的图像,最终得到 3625 张理想条纹图像用于模型训练。

### 3.3 模型训练

根据原始 CycleGAN 模型采用的稳定模型训练过程的技术,首先,在式(1)中用最小平方损失<sup>[23]</sup>来代替负对数似然目标,从而最小化 Pearson  $\chi^2$  差异,使训练过程更稳定,并产生更高质量的结果,则式(1)变为

$$\mathcal{L}_{\text{LSGAN}}(G, D_Y, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) = E_{y \sim p_{\text{data}}(y)} \left\{ \left[ D_Y(y) - 1 \right]^2 \right\} + E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} \left\{ D_Y[G(x)]^2 \right\}. \quad (7)$$

其次,为减少模型振荡,遵循 Simonyan 等<sup>[24]</sup>的策略,利用生成图像的历史记录而不是最新生成网络合成的图像来更新判别器  $D_X$  和  $D_Y$ 。设置一个图像缓冲区,用于存储之前生成的 50 个图像。

实验的开展基于 Intel(R) Core(TM) i9-9900X CPU @ 3.50 GHz 处理器, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 2080Ti, 开发框架是 python 3.7 与 PyTorch 1.7, 运行环境为 Ubuntu 18.04 LTS。图像输入和输出尺寸均设置为  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ , 开始训练前,网络对图像进行随机水平翻转。在模型结构中采用实例归一

化,设置判别器 PatchGAN 的判别区域为  $70 \times 70$ 。在实验过程中,设置式(5)中循环一致性损失的正则化强度为  $\lambda = 10$ 。使用 Adam 优化器<sup>[25]</sup>对生成器和判别器进行梯度优化,批处理量设置为 1。所有网络均从零开始训练,初始学习率设置为 0.0001,每万次迭代后学习率衰减为之前的 0.5。对照图 4 不同迭代次数下的损失变化曲线和图 5 模型测试效果可以发现:模型滤波效果的好坏无法通过损失函数的下降与否来进行简单判断,而是需要结合不同迭代次数下的测试效果来选取滤波质量最佳的模型。

学习率若是过大,可能会使损失函数直接越过全局最优点;而学习率若是过小,损失函数的变化速度则

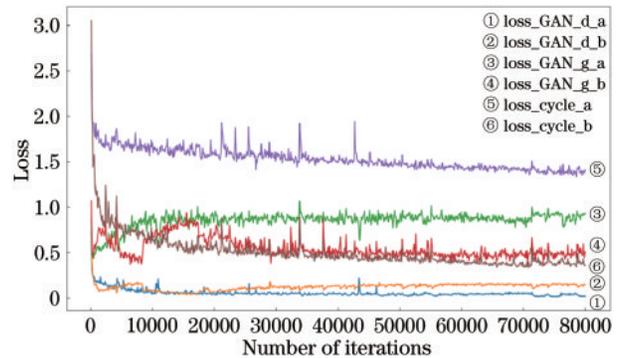


图 4 学习率为 0.0001 时的损失变化曲线

Fig. 4 Loss change curve when the learning rate is 0.0001

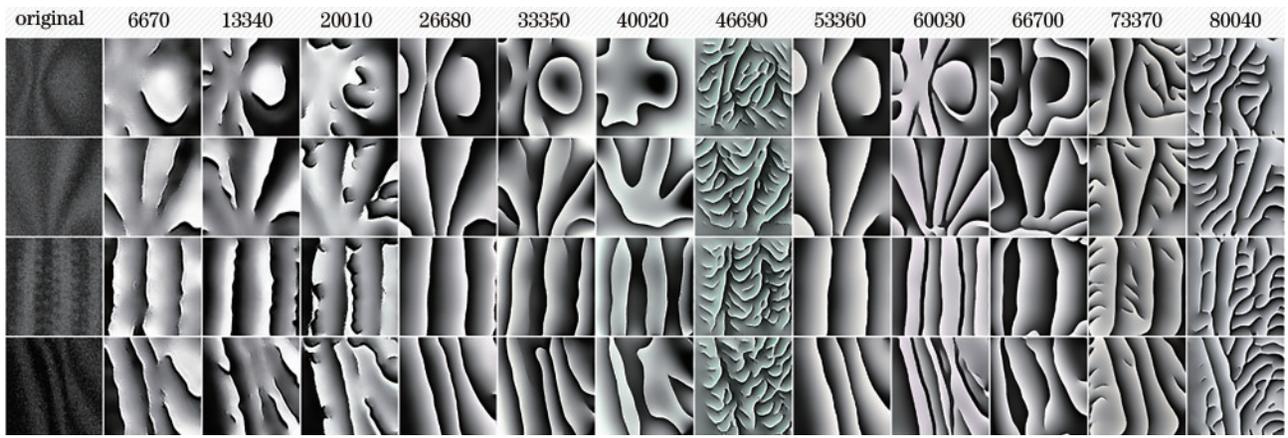


图 5 不同迭代次数所得的模型效果

Fig. 5 Model effects obtained under different number of iterations

很慢,会大大增加网络的收敛复杂度,且很容易被困在局部最小值或者鞍点。图 6 为初始学习率分别设置为 0.0001,0.0002,0.0004 时的损失函数变化曲线,可以发现,随着学习率的增大,各个损失函数的收敛性虽然

表现出局部的波动性,但整体走势并未出现明显改变。考虑到本模型滤波效果还需结合不同迭代次数下的测试效果进行评判,在本模型正式实验时初始学习率均设置为 0.0001。

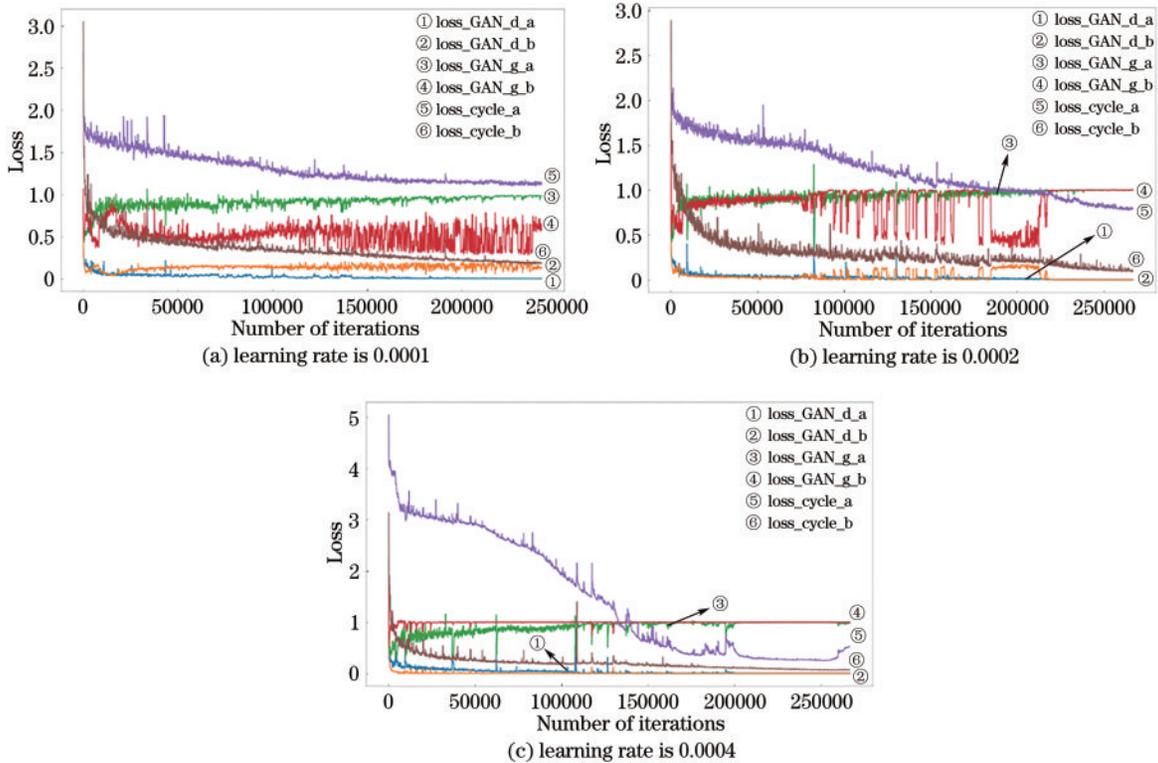


图 6 不同学习率下的损失函数变化曲线

Fig. 6 Loss function curves under different learning rates

## 4 实验验证与分析

### 4.1 仿真测试与验证

在正式实验之前,制作模拟噪声条纹图数据集用于所提滤波模型的仿真验证测试。首先依据理想无噪声条纹图数据集的制作步骤生成新的模拟无噪声条纹图,然后向无噪声条纹图中添加方差为 $[0.2, 0.3]$ 区间内的高斯噪声,最终得到 3849 张模拟噪声条纹图,

用于仿真训练网络测试。

为设置对照实验,选取了三种传统的相位条纹图滤波方法作为对比,分别是正余弦均值滤波方法、条纹正余弦分解和频域滤波结合的方法、基于正余弦分解的自适应全变分滤波方法。其中,正余弦均值滤波采用  $3 \times 3$  大小的窗口,迭代 5 次;条纹正余弦分解和频域滤波相结合方法的截止频率为 35;基于正余弦分解的自适应全变分滤波设置拉格朗日乘子  $\lambda = 0.001$ ,迭代 150 次。

模拟相位条纹图滤波效果对比如图 7 所示,三种传统滤波方法都能较好地滤除高斯噪声,增加条纹对比度,但也存在一些问题:正余弦均值滤波得到的条纹边界呈锯齿状,且边界模糊,图像质量不佳;条纹正余弦分

解和频域滤波结合的方法在条纹密集的区域滤波效果更好,在条纹稀疏区域会出现条纹不连贯与边界模糊现象;基于正余弦分解的自适应全变分方法得到的滤波图像中存在阶梯效应,且在条纹过密区域会出现错误。

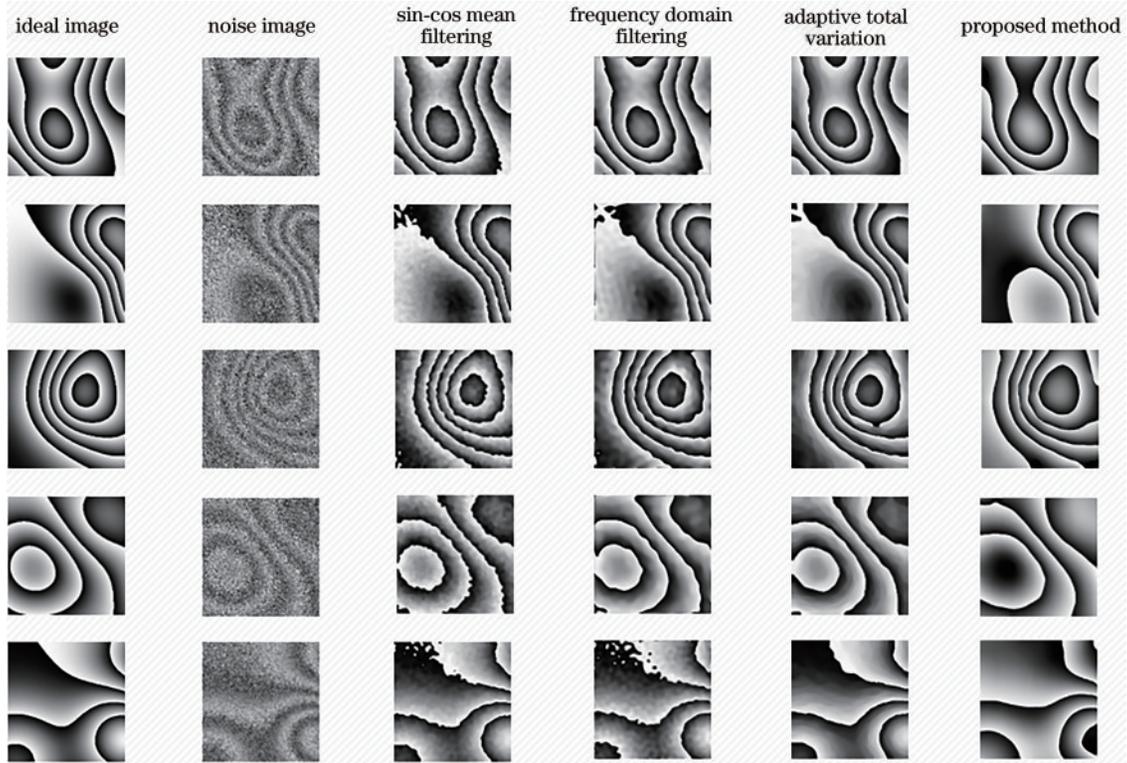


图 7 不同方法对模拟噪声条纹图的滤波结果  
Fig. 7 Filtering results of different methods for simulated noise fringe patterns

由于训练网络数据集的限制,模型对条纹中心的判别出现了错误,导致条纹黑白变化出现了偏移,但所提方法在最大程度上滤除噪声的同时增强了条纹对比度,保留了条纹边界信息,且边界分布与走向和理想条纹图高度一致。综合考虑,可以认为所提方法高效地识别提取了噪声条纹图中的边界信息,能够为剪切散斑干涉测量的相位条纹图滤波提供新的思路。

#### 4.2 实验结果与分析

将剪切散斑干涉无损检测获取的包含大量散斑噪声的干涉条纹图作为源图像,将高斯核函数随机生成的模拟理想条纹图作为目标图像,二者不是一一匹配的。模型训练完成后,选取 5 张由剪切散斑干涉无损检测结果裁剪得到的  $256 \times 256$  大小的相位条纹图,分别用三种传统的条纹图滤波方法以及所提方法进行对比实验。其中,正余弦均值滤波采用  $3 \times 5$  大小的窗口,迭代 5 次;条纹正余弦分解和频域滤波相结合方法对 5 张条纹图滤波的截止频率分别为 65, 70, 60, 55, 65;基于正余弦分解的自适应全变分滤波设置拉格朗日乘子  $\lambda = 0.02$ ,迭代 150 次。实验结果如图 8 所示。

正余弦均值滤波方法在一定程度上滤除了噪声,并增强了条纹对比度,但同时也在图像中随机加入了空洞,且条纹边界模糊;条纹正余弦分解与频域滤波结

合的方法平滑了条纹边缘,且额外引入了新的噪点;基于正余弦分解的自适应全变分滤波在很大程度上增强了条纹对比度,滤除了大量噪声,但图像中存在阶梯效应;所提方法能够实现噪声的高效滤除,滤波图像中条纹边界清晰,对比显著,条纹分布与噪声图像别无二致。

由于从剪切散斑干涉测量的相位条纹图中无法获取对应的真实相位,缺乏作为参考的真值。为实现对各个方法得到的条纹图滤波效果的定量分析,引入两种无需参考的质量评价指标,分别为散斑抑制指数 ( $I_{SSI}$ )<sup>[26]</sup> 和改进的边缘保持指数 ( $I_{EPI}$ )<sup>[27]</sup>。散斑抑制指数的计算方法为

$$I_{SSI} = \frac{\sqrt{\sigma(I_i)}}{\mu(I_i)} \bigg/ \frac{\sqrt{\sigma(I_o)}}{\mu(I_o)}, \quad (8)$$

式中:  $\sigma$  为图像标准偏差;  $\mu$  为均值;  $I_i$  为滤波后的图像;  $I_o$  为原始噪声图像。散斑抑制指数越低,表明滤波效果越好。改进的边缘保持指数的计算公式为

$$I_{EPI} = \frac{\sum |\varphi_i(i, j) - \varphi_i(i+1, j)| + |\varphi_i(i, j) - \varphi_i(i, j+1)|}{\sum |\varphi_o(i, j) - \varphi_o(i+1, j)| + |\varphi_o(i, j) - \varphi_o(i, j+1)|}, \quad (9)$$

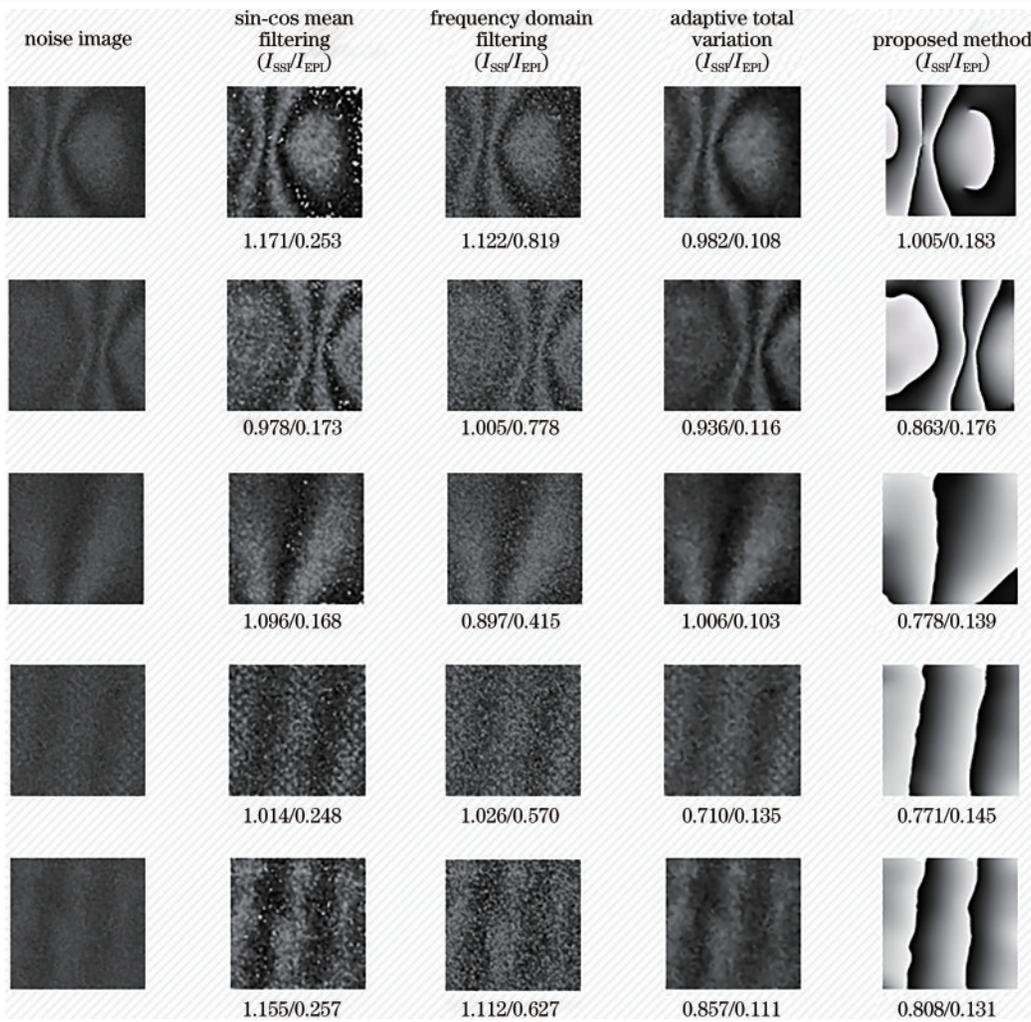


图 8 原始噪声条纹图及不同方法的滤波结果

Fig. 8 Original noise fringe images and filtering results of different methods

$$\Delta\varphi = \begin{cases} |\varphi_1 - \varphi_2|, & \left| |\varphi_1 - \varphi_2| - 2\pi \right| \geq k \\ 0, & \left| |\varphi_1 - \varphi_2| - 2\pi \right| < k \end{cases}, \quad (10)$$

式中： $\varphi_1$ 为滤波后的图像相位； $\varphi_0$ 为原始噪声图像相位。由于相位具有跳变性，为防止跳变的相位被误当作边缘，提高该指标的可靠性，按照式(10)对相邻像元的相位差进行重新赋值，其中 $k$ 为临界值，可取0.2~0.3。边缘保持指数越大，表明对原始图像的细节信息保持越好。将边缘保持指数的临界值设置为0.25，各个方法滤波结果的散斑抑制指数和边缘保持指数计算

结果如图8所示。可以发现：所提方法所得滤波图像的散斑抑制指数大部分低于其他三种方法，边缘保持指数均高于基于正余弦分解的自适应全变分滤波方法；而基于正余弦分解的自适应全变分方法和条纹正余弦分解和频域滤波相结合方法由于滤波后引入了新的空洞和噪点，导致图像梯度异常增大。综合考量可以认为所提方法的滤波效果良好，在一定程度上能够保持原始图像的细节信息。

表1记录了这些滤波方法的运行时间，可以看到在三种传统滤波方法中，基于正余弦分解的自适应全变分

表 1 不同滤波方法的运行时间

Table 1 Running time of different filtering methods

unit: s

Group	Sin-cos mean filtering	Frequency domain filtering	Adaptive total variation	Proposed method
1	0.151	0.187	52.203	0.028
2	0.164	0.176	54.542	0.030
3	0.153	0.169	63.895	0.029
4	0.162	0.193	57.069	0.034
5	0.155	0.179	53.624	0.029
Average	0.157	0.181	56.122	0.030

方法虽然滤波效果更好,但运行时间远远高于另外两种方法。所提方法的耗时显著优于其他方法,这为实现剪切散斑干涉无损检测的实时测量提供了新的可能。

### 4.3 应用优化策略

由于剪切散斑干涉无损检测获取的相位条纹图尺寸为  $2048 \times 2448$ ,而所提方法训练的基于 CycleGAN 的条纹图滤波网络只能对  $256 \times 256$  大小的图像进行处理。为实现整幅相位条纹图中的散斑噪声滤除,需

要先对原始条纹图进行裁剪分块,在对每个块进行滤波处理后拼接成完整的滤波条纹图。在滤波过程中,仅依据每张图像的灰度信息,忽略相邻区域的条纹分布情况时,直接裁剪拼接可能导致最终滤波结果出现分块甚至条纹错位现象。对此,采取图 9 所示的优化策略进行滤波处理:以步长( $s$ )将原始噪声相位图裁剪为若干  $256 \times 256$  大小图像并用所提训练网络进行滤波;从每张滤波图像中心截取  $s \times s$  大小图像;将若干  $s \times s$  大小的图像拼接成原始图像大小的滤波图像。

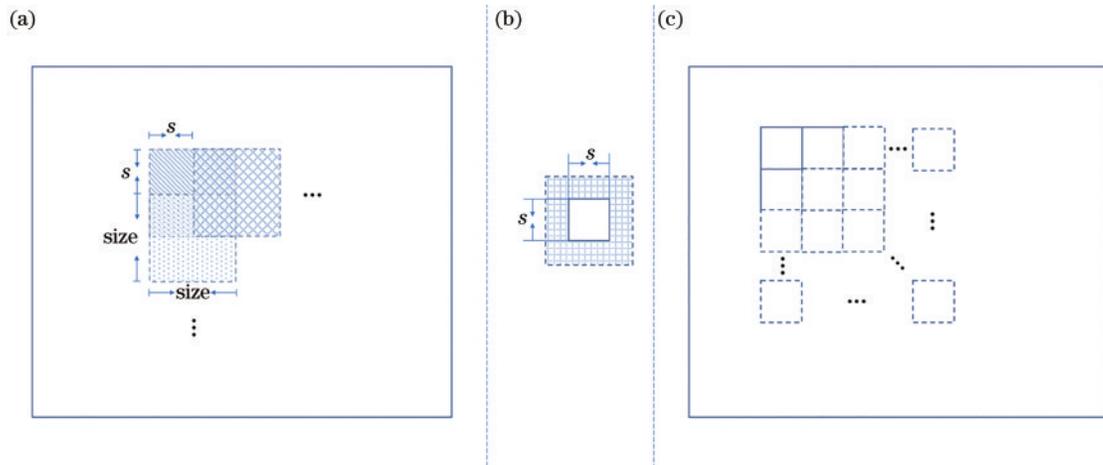


图 9 滤波应用优化处理过程。(a)原始图像裁剪;(b)滤波图像裁剪;(c)图像拼接

Fig. 9 Filtering application optimization process. (a) Cropping from the original image; (b) cropping from filtered image; (c) image mosaic

选取不同步长裁剪图像,按照优化策略进行滤波操作,得到的滤波结果如图 10 所示。比较后可以得

出,随着步长的减小,最终滤波图像中的分块现象逐渐减弱,块与块之间条纹的错位现象得到改善。

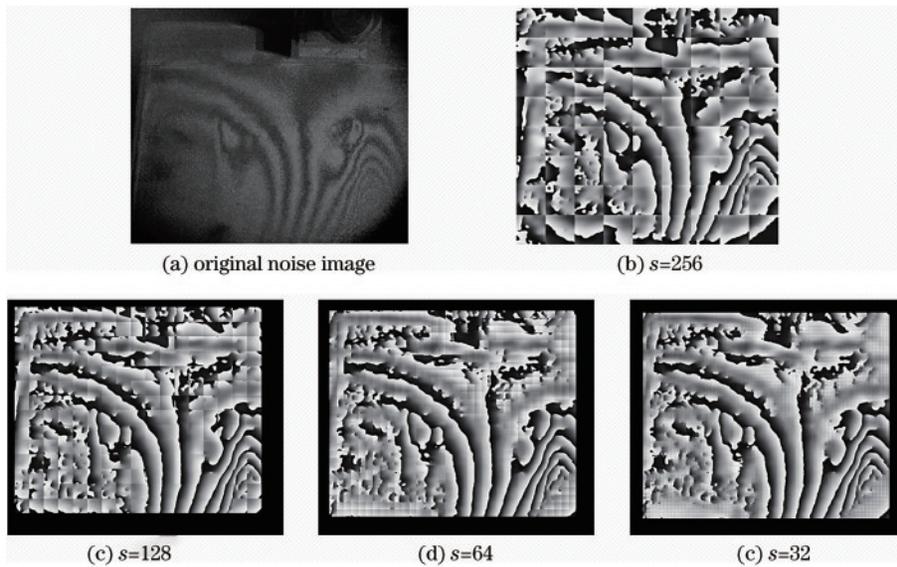


图 10 不同步长下的条纹图滤波结果

Fig. 10 Filtering results for fringe pattern under different steps

## 5 结 论

剪切散斑干涉技术测量所得到的相位条纹图中包含大量散斑噪声,这些噪声会对检测结果和精度产生严重影响。针对这一问题,提出一种基于无监督图像

风格转换模型 CycleGAN 的相位条纹图滤波方法。该方法将含有大量散斑噪声的条纹图作为原始噪声图像“风格”,通过网络训练将其转换为理想无噪声图像“风格”,实现对相位条纹图中噪声的滤除。通过与三种传统的条纹图滤波方法对比,在条纹分布较为稀疏区域,

所提方法能够实现对噪声的高效滤除,滤波图像边界清晰,对比显著,且运行时间均优于其他方法,仅需 30 ms 左右便能实现对条纹图的高质量滤波,符合动态无损检测的发展需求。针对实际无损检测过程中条纹图尺寸远大于模型处理图像尺寸的问题,提出条纹图滤波优化策略。所提方法的局限性和未来工作包括:生成的理想条纹图尺寸与剪切散斑干涉得到的相位条纹图尺寸相差较大,裁剪区域内包含条纹的密集程度和方向改变趋势等会有一定差异,导致模型对密集条纹区域的滤波质量不佳,还需研究剪切散斑干涉相位条纹分布特性,对此制备特定的理想条纹图用于网络优化。

### 参 考 文 献

- [1] 王永红, 吕有斌, 高新亚, 等. 剪切散斑干涉技术及应用研究进展[J]. 中国光学, 2017, 10(3): 300-309.  
Wang Y H, Lü Y B, Gao X Y, et al. Research progress in shearography and its applications[J]. Chinese Optics, 2017, 10(3): 300-309.
- [2] 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.
- [3] 王永红, 谢昊天, 孙方圆, 等. 基于 LC-SLM 的空间载波相移剪切散斑干涉[J]. 光学学报, 2021, 41(15): 1512001.  
Wang Y H, Xie H T, Sun F Y, et al. Spatial carrier phase-shift shearography based on LC-SLM[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(15): 1512001.
- [4] 吴敏杨, 马银行, 程昊, 等. 基于彩色相机的双波长剪切散斑干涉法同步测量面内外位移导数[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1812002.  
Wu M Y, Ma Y H, Cheng H, et al. Color-camera-based dual-wavelength shearography for simultaneously measuring in-plane and out-of-plane displacement derivatives[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1812002.
- [5] 王永红, 李骏睿, 孙建飞, 等. 散斑干涉相位条纹图的频域滤波处理[J]. 中国光学, 2014, 7(3): 389-395.  
Wang Y H, Li J R, Sun J F, et al. Frequency domain filtering for phase fringe patterns of digital speckle pattern interferometry[J]. Chinese Optics, 2014, 7(3): 389-395.
- [6] 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.
- [7] 顾国庆, 王开福, 燕新九. 基于同态滤波的电子散斑干涉图像处理[J]. 激光技术, 2010, 34(6): 750-752, 797.  
Gu G Q, Wang K F, Yan X J. Electronic speckle interferometry image processing based on homomorphic filtering[J]. Laser Technology, 2010, 34(6): 750-752, 797.
- [8] Stanke L, Šmid P, Horváth P. ESPI correlogram analysis by two stage application of wavelet transform with use of intensity thresholding[J]. Optik, 2015, 126(7/8): 865-870.
- [9] 蒋汉阳, 戴美玲, 苏志龙, 等. 基于散斑相位条纹方向的自适应正弦/余弦滤波[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0910001.  
Jiang H Y, Dai M L, Su Z L, et al. An adaptive sine/cosine filtering algorithm based on speckle phase fringe orientation[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0910001.
- [10] Xu W J, Tang C, Xu M, et al. Fuzzy c-means clustering based segmentation and the filtering method for discontinuous ESPI fringe patterns[J]. Applied Optics, 2019, 58(6): 1442-1450.
- [11] Wei N, Yang J H, Liu R X. Denoising for variable density ESPI fringes in nondestructive testing by an adaptive multiscale morphological filter based on local mean[J]. Applied Optics, 2019, 58(28): 7749-7759.
- [12] 刘吉, 黄晓慧, 武锦辉, 等. 基于正余弦分解的自适应全变分散斑去噪方法[J]. 中国激光, 2020, 47(10): 1004004.  
Liu J, Huang X H, Wu J H, et al. Adaptive total variation speckle denoising method based on sine-cosine decomposition[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(10): 1004004.
- [13] 张俞晴, 何宁, 甄雪艳, 等. 基于机器学习的图像去噪研究进展[J]. 计算机科学, 2017, 44(10A): 129-132.  
Zhang Y Q, He N, Zhen X Y, et al. Research on image denoising based on machine learning[J]. Computer Science, 2017, 44(10A): 129-132.
- [14] 邓正林. 基于深度学习的图像去噪算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.  
Deng Z L. Research on image denoising algorithm based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [15] 冯燕妮. 基于深度学习的图像去噪算法研究与优化[D]. 重庆: 重庆大学, 2019.  
Feng Y N. Research and improvement of the deep learning based image denoising algorithm[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019.
- [16] 吴洋威. 基于深度学习的图像去噪算法[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.  
Wu Y W. Deep learning based image denoising algorithm [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015.
- [17] Lopes H, dos Santos J V A, Moreno-García P. Evaluation of noise in measurements with speckle shearography[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 118: 259-276.
- [18] 庞惟允. 基于深度学习的图像风格迁移优化方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.  
Pang W Y. Research on image style transfer optimization method based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [19] Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2242-2251.

- [20] 王坤峰, 苟超, 段艳杰, 等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 321-332.  
Wang K F, Gou C, Duan Y J, et al. Generative adversarial networks: the state of the art and beyond[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3): 321-332.
- [21] 韩子硕, 王春平, 付强, 等. 基于空间分离表征 GAN 的遥感图像模式互转[J]. 光学学报, 2021, 41(7): 0728003.  
Han Z S, Wang C P, Fu Q, et al. Remote sensing image mode translation by spatial disentangled representation based GAN[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(7): 0728003.
- [22] 王殿伟, 李顺利, 韩鹏飞, 等. 基于特征约束 CycleGAN 的单幅图像去雾算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410017.  
Wang D W, Li S L, Han P F, et al. Feature constraint CycleGAN for single image dehazing algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410017.
- [23] Mao X D, Li Q, Xie H R, et al. Multi-class generative adversarial networks with the L2 loss function[EB/OL]. (2016-11-13) [2021-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1611.04076v1>.
- [24] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-09-04)[2021-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [25] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2014-12-22) [2021-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [26] 王智鑫, 胡烁陶, 夏振涛, 等. 基于正余弦变换和 BM3D 滤波的 DSPI 图像去噪方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(6): 1-6, 10.  
Wang Z X, Hu S T, Xia Z T, et al. DSPI image denoising method based on sine-cosine decomposition and BM3D filtering[J]. Automation & Instrumentation, 2021(6): 1-6, 10.
- [27] 金鑫, 张景雄. 自适应加权中值滤波的 InSAR 干涉图去噪方法[J]. 测绘地理信息, 2016, 41(3): 12-15.  
Jin X, Zhang J X. A self-adaptive weighted-median filter for InSAR interferograms[J]. Journal of Geomatics, 2016, 41(3): 12-15.