

基于均值滤波的关联成像去噪

郑佳慧, 俞晓迪, 赵生妹*, 王乐

南京邮电大学信号处理与传输研究院, 江苏 南京 210003

摘要 提出了一种基于均值滤波的计算鬼成像(CGI)去噪方法,可以有效降低来自复杂环境的噪声干扰,提高 CGI 的成像质量。以尺寸为 3×3 的模板均值滤波器为例,设计了 9 组与均值滤波器相关的 Hadamard 移动散斑,并将各移动散斑依次照射到待测物体上,获得对应的桶探测器值。将 9 组桶探测器值的累加值与散斑进行二阶关联,可获得被测物体去噪后的像。仿真和实验结果表明:在相同高斯和椒盐噪声环境下,所提方法获取的成像结果明显优于传统 CGI 的结果;所提方法具有较好的去噪能力,在不断变化的复杂环境中,有一定的应用优势。另外,所提方法将图像去噪中的均值滤波概念引入到关联成像中,提供了一种将信号处理方法用于 CGI 的新思路。

关键词 成像系统; 计算鬼成像; 均值滤波; 移动散斑; 去噪

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.2211002

Ghost Imaging Denoising Based on Mean Filtering

Zheng Jiahui, Yu Xiaodi, Zhao Shengmei*, Wang Le

*Institute of Signal Processing and Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, Jiangsu, China*

Abstract This paper proposes a computational ghost imaging (CGI) denoising method based on mean filtering to reduce noise interference from complex environments and improve the imaging quality of CGI. With a 3×3 template mean filter as an example, the paper designs nine groups of Hadamard shifted speckles related to the mean filter, illuminates the measured object by these shifted speckles successively, and obtains corresponding results by a bucket detector. After performing a second-order correlation on the speckles and the sum of the nine groups of values by the bucket detector, the denoised image of the measured object can be obtained. The simulation and experimental results show that compared with traditional CGI, the proposed method has better performance in improving the imaging quality under the same Gaussian and salt and pepper noises. Furthermore, it has a positive denoising effect and can be well applied in varying complex environments. In addition, the proposed method introduces the concept of mean filtering in image denoising to ghost imaging and provides a new idea for applying the signal processing method in CGI.

Key words imaging systems; computational ghost imaging; mean filtering; shifted speckle; denoising

1 引言

关联成像,又称鬼成像(GI),是一种基于强度相关测量的新技术。在传统的鬼成像系统中,光源发出的光束被等分成两束,分别为信号光束和参考光束。信号光束通过待测物体,其总强度由不需要任何空间分辨率的桶探测器测量。参考光束不与物体相互作用,其强度分布由具有空间分辨率的探测器测量。通过上述两个探测器的强度关联可得到被测物体的图像。与经典光学成像不同,关联成像能在不经过目标

物体的光路上成像,具有非定域性。

鬼成像理论^[1-10]中利用自发参量下转换产生的纠缠光子对作为光源,并基于该理论完成了量子关联成像实验。2004年,Bennink等^[1]使用经典光源首次实现了热光源的关联成像,证明了经典光源也能进行关联成像。通过对经典光源关联成像的深入研究,Shapiro^[5]于2008年提出了计算鬼成像(CGI)方案,并由Bromberg等进行了实验验证。这种鬼成像方案没有参考路径,利用一系列预先设计好的模式照射物体来重建物体的图像,实验设置更为简单。随着鬼成像

收稿日期: 2022-04-28; 修回日期: 2022-05-15; 录用日期: 2022-05-23

基金项目: 国家自然科学基金(61871234, 62001249)

通信作者: *zhaosm@njupt.edu.cn

技术的不断发展和应用,如何有效地提高鬼成像的成像质量成为了人们研究的热点。热光鬼成像通过测量两条光路强度之间的二阶相关性,在一定程度上改善了光传播过程中湍流干扰引起的成像质量退化问题^[11-14]。在一定条件下,水下三维成像^[15]也能有效地抑制环境噪声的干扰。到目前为止,计算鬼成像已经应用迭代去噪^[16]、差分检测^[17-18]、监测噪声^[19]、平衡检测^[20]和微扫描技术^[21-22]多种方式来进一步降低系统噪声的影响,以提高图像信噪比。关联成像在去噪领域的发展也有助于鬼成像在边缘检测^[23]、模式识别^[24]等各个领域中的应用与发展,进而加快鬼成像在实际中的应用。

在传统光学图像去噪方法中,均值滤波(线性滤波)^[25]采用的主要方法为邻域平均法。基本原理是:在图像上给目标像素提供一个模板,该模板包括了其周围的临近像素,再用模板中全体像素的平均值来代替目标像素原来的像素值以达到降噪的目的。该方法是图像处理中的常用手段,起到平滑图像、滤去噪声的作用。均值滤波的主要作用是去除图像中不相关的细节,其中“不相关”是指与滤波器模板尺寸相比较小的像素区域。

本文将均值滤波的概念引入到关联成像系统中。

选择尺寸为 3×3 的模板,并采用高斯、椒盐两种噪声模型进行仿真和实验验证。与无均值滤波的传统关联成像结果相比,所提方法可以有效地降低高斯白噪声和椒盐噪声对成像质量的影响,提高成像质量,表明该方法具有较好的应用前景。

2 基本原理

基于均值滤波的关联成像去噪方法的实验原理如图 1 所示。由计算机设计产生一系列 Hadamard 散斑图案 $I_k(x_i, y_j)$, 并加载到数字微镜阵列 (DMD) 上, 再通过透镜依次照射一个被噪声污染的待测物体 $T(x_i, y_j)$, 其中 noise 的作用是模拟待测物体的噪声环境。用一个无空间分辨能力的桶探测器对透射光场信号进行收集, 得到的桶探测器的强度值 B_k 为

$$B_k = \sum_{x_i} \sum_{y_j} I_k(x_i, y_j) T(x_i, y_j) + \sum_{x_i} \sum_{y_j} N(x_i, y_j), \quad (1)$$

式中: $I_k(x_i, y_j)$ 为第 k 幅 Hadamard 散斑图案, $k = 1, 2, 3, \dots, M$, 其中 M 为总测量次数; (x_i, y_j) 为待处理的当前像素点的位置, 其中 x_i 为横坐标, y_j 为纵坐标。当噪声项 $\sum_{x_i} \sum_{y_j} N(x_i, y_j)$ 较大时, 其会严重影响待测物体的重建质量, 从而使图像模糊不清、不易辨别。

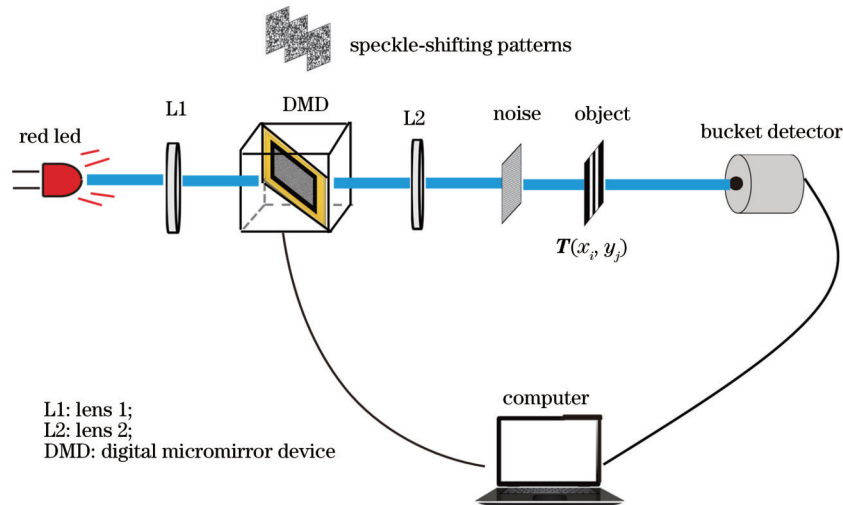


图 1 基于均值滤波的关联成像去噪方法的实验原理图

Fig. 1 Schematic diagram for ghost imaging denoising method based on mean filtering

为提高关联成像系统的成像质量,本文借鉴了传统光学图像去噪中均值滤波的概念,并将其引入到关联成像系统中。对待处理的当前像素点 (x_i, y_j) , 选择一个模板, 求出模板中所有像素的均值, 再将该均值赋予当前像素点 (x_i, y_j) , 作为处理后图像在该点上的灰度值 $g(x_i, y_j)$, 即 $g(x_i, y_j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \times \sum_{\zeta, \eta} f(x_{i+\zeta}, y_{j+\eta})$, 其中 $\zeta \in [-n, n]$ 和

$\eta \in [-n, n]$ 分别表示水平方向和垂直方向上的位移量, $(2n+1)^2$ 为该模板中包含当前像素点在内的像素点总个数, 模板的尺寸为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 。用模板中全体像素的平均值来代替原先像素值以达到降噪的目的, 且理论上模板尺寸越大, 去噪效果越明显, 但图像对比度会减小。以尺寸为 3×3 的模板为例, 均值滤波的公式为

$$g(x_i, y_j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{\xi, \eta} f(x_{i+\xi}, y_{j+\eta}) = \frac{1}{9} [f(x_i, y_j) + f(x_{i+1}, y_{j+1}) + f(x_i, y_{j+1}) + f(x_{i-1}, y_{j+1}) + f(x_{i+1}, y_j) + f(x_{i-1}, y_j) + f(x_{i+1}, y_{j-1}) + f(x_i, y_{j-1}) + f(x_{i-1}, y_{j-1})], \quad (2)$$

式中: $f(x_{i+\xi}, y_{j+\eta})$ 为处理前模板内各个像素点的值。

现将传统光学图像去噪中均值滤波的概念与关联成像结合, 将尺寸为 3×3 的模板作用于关联成像系统中的待测物体上。由于所处环境复杂, 噪声变化速率较快, 故当散斑每一次作用于待测物体时, 都会附带一个随机噪声, 其表达式为

$$B_k = \sum_{x_i} \sum_{y_j} T(x_{i+\xi}, y_{j+\eta}) I_k(x_i, y_j) + \sum_{x_i} \sum_{y_j} N(x_i, y_j), \quad (3)$$

式(3)中 $\sum_{x_i} \sum_{y_j} N(x_i, y_j)$ 项是个变化项, 模板每一次作用于待测物体时, $\sum_{x_i} \sum_{y_j} N(x_i, y_j)$ 都是不一样的。根据式(2)和式(3)可将(1)式改写为

$$\sum_{m=0}^8 B_k^{(m)} = \sum_{x_i} \sum_{y_j} [T(x_i, y_j) + T(x_{i+1}, y_{j+1}) + T(x_i, y_{j+1}) + T(x_{i-1}, y_{j+1}) + T(x_{i+1}, y_j) + T(x_{i-1}, y_j) + T(x_{i+1}, y_{j-1}) + T(x_{i-1}, y_{j-1})] I_k(x_i, y_j) + \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j), \quad (4)$$

式中: $\sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j)$ 是一个随机项, 表示噪声在不断变化, 其中 m 为移位图案的序号。

在关联成像系统中, 由于待测物体是静止不动的, 且和散斑图案是一种相对运动的关系, 故可将物体的位移转换为散斑的位移, 此时会产生 9 个移动散斑(包括处于移动中心的散斑图案), 它们之间的关系为

$$I_k^{(0)}(x_i, y_j) = I_k^{(1)}(x_{i+1}, y_{j+1}) = I_k^{(2)}(x_i, y_{j+1}) = I_k^{(3)}(x_{i-1}, y_{j+1}) = I_k^{(4)}(x_{i+1}, y_j) = I_k^{(5)}(x_{i-1}, y_j) = I_k^{(6)}(x_{i+1}, y_{j-1}) = I_k^{(7)}(x_i, y_{j-1}) = I_k^{(8)}(x_{i-1}, y_{j-1}), \quad (5)$$

式中: $I_k^{(m)}$ 为第 k 个 Hadamard 散斑图案的第 m 个移位图案, 当 $m=0$ 时, 表示散斑没有进行移动。

将式(5)代入式(4)中, 可将式(4)转换为移动散斑的表示形式, 即

$$\sum_{m=0}^8 B_k^{(m)} = \sum_{x_i} \sum_{y_j} [I_k^{(0)}(x_i, y_j) + I_k^{(1)}(x_{i+1}, y_{j+1}) + I_k^{(2)}(x_i, y_{j+1}) + I_k^{(3)}(x_{i-1}, y_{j+1}) + I_k^{(4)}(x_{i+1}, y_j) + I_k^{(5)}(x_{i-1}, y_j) + I_k^{(6)}(x_{i+1}, y_{j-1}) + I_k^{(7)}(x_i, y_{j-1}) + I_k^{(8)}(x_{i-1}, y_{j-1})] T(x_i, y_j) + \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j), \quad (6)$$

可以进一步简化为

$$\sum_{m=0}^8 B_k^{(m)} = \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 I_k^{(m)}(x_i, y_j) T(x_i, y_j) + \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j), \quad (7)$$

由于 $\sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j)$ 模拟的是一个不断变化的噪声环境, 是一个随机项, 故可以作如下假设

$$\sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 N(x_i, y_j) \Rightarrow \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 I_k^{(m)}(x_i, y_j) N(x_i, y_j), \quad (8)$$

式中: $\sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 I_k^{(m)}(x_i, y_j) N(x_i, y_j)$ 也是一个随机项, 它的随机性体现在不断变化的散斑上; $N(x_i, y_j)$ 是一个固定分布的噪声。

式(7)可以最终简化为

$$B_k' = \sum_{m=0}^8 B_k^{(m)} = \sum_{x_i} \sum_{y_j} \sum_{m=0}^8 I_k^{(m)}(x_i, y_j) [T(x_i, y_j) + N(x_i, y_j)]. \quad (9)$$

将上述推导得到的 9 组移动散斑照射待测物体的桶探测器值的总值 B_k' 与所设计的 Hadamard 散斑图案二阶关联可以直接得到待测物体的图像。二阶关联的公式为

$$\hat{T}(x, y) = \langle I \cdot B_k' \rangle - \langle I \rangle \cdot \langle B_k' \rangle, \quad (10)$$

式中: I 为 Hadamard 散斑图案; $\langle \cdot \rangle$ 为均值计算。

3 仿真与实验

为了评估基于均值滤波的关联成像去噪方法的有效性, 从数值模拟开始, 选取高斯、椒盐两种噪声模型分别附加在物体上, 模拟待测物体的噪声环境。由于所采用的待测图像的大小是 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$, 所设计的 Hadamard 散斑大小应与之匹配, 故选取大小为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的散斑图案, 利用计算机设计了 4096 种散斑模式。依据 3×3 模板移动散斑, 可形成 9 个移动散斑组, 最终共有 36864 个散斑模式用于照射待测物体。与经典计算鬼成像算法相比, 基于均值滤波原理的关联成像去噪方法用 9 个移动散斑组照射物体的桶探测器值的总和替代原本单个桶探测器值进行二阶关联来重建待测物体的像。分别使用二值图像和

灰度图像作为待测物体来检验去噪效果,为了定量评价基于均值滤波的关联成像去噪方法的性能,使用信噪比(SNR)、峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)等多个指标来进行分析。

图像信噪比的表达式为

$$R_{\text{SN}} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b f(x_i, y_j)^2}{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b [f(x_i, y_j) - g(x_i, y_j)]^2} \right], \quad (11)$$

式中: a 和 b 分别是图像长度和宽度上的像素个数。信噪比的数值越大,图像质量越好。

图像均方差的表达式为

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{ab} \sum_{i=0}^{a-1} \sum_{j=0}^{b-1} \|g(x_i, y_j) - f(x_i, y_j)\|_2^2. \quad (12)$$

图像的峰值信噪比是一种全参考的图像质量评价指标,是一种使用最为广泛的图像客观评价指标,是基于对应像素点间误差(误差敏感)的图像质量评价。其计算公式为

$$R_{\text{PSN}} = 10 \lg \left(\frac{M_{\text{AX}}^2}{E_{\text{MS}}} \right), \quad (13)$$

式中: M_{AX} 为图像颜色的最大数值。

结构相似度也是一种全参考的图像质量参数,它分别从亮度、对比度和结构三个方面来度量图像的相似性。其取值范围为 $[0, 1]$,且值越大,图像失真越小。亮度、对比度和结构三个方面的计算公式为

$$l(g, f) = \frac{2\mu_g \mu_f + C_1}{\mu_g^2 + \mu_f^2 + C_1}, \quad (14)$$

$$c(g, f) = \frac{2\sigma_g \sigma_f + C_2}{\sigma_g^2 + \sigma_f^2 + C_2}, \quad (15)$$

$$s(g, f) = \frac{\sigma_{fg} + C_3}{\sigma_g \sigma_f + C_3}, \quad (16)$$

式中: μ_f 和 μ_g 分别为原始图像和恢复图像的均值; σ_f 和 σ_g 分别为原始图像和恢复图像的方差; σ_{fg} 为原始图像和恢复图像的协方差; C_1 、 C_2 、 C_3 为常数,通常取 $C_1 = (K_1 \times L)^2$ 、 $C_2 = (K_2 \times L)^2$ 、 $C_3 = C_2/2$,一般地 $K_1 = 0.01$ 、 $K_2 = 0.03$ 、 $L = 255$ 。最终,结构相似度可写为

$$M_{\text{SSI}} = l(f, g) \cdot c(f, g) \cdot s(f, g). \quad (17)$$

选取了“双缝”“N”二值图和“Lena”灰度图作为待测物体,采用LabVIEW软件在中央处理器(CPU)为Intel i7-4790、随机存储器(RAM)大小为24.0 GB和操作系统为64位Windows 7的计算机上进行数值模拟和实验。图2为基于均值滤波的关联成像去噪方案实验装置。

通过计算机设计了大小为64 pixel×64 pixel的Hadamard散斑图案,并根据选取的均值滤波模板移动散斑,形成9个移动散斑组,每组有4096种散斑模式。首先,通过数字光处理对照射光源的强度和颜色进行调试,以达到最佳的实验效果。然后,将所产生的散斑加载到DMD上用于照射待测物体(噪声环境下)。接

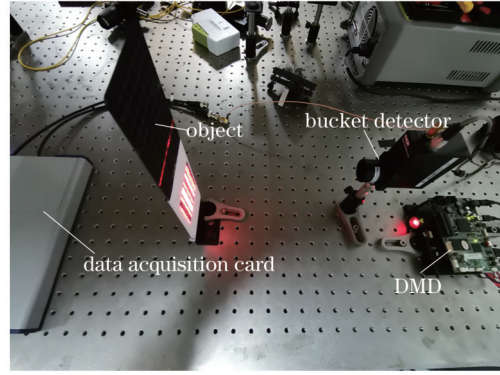


图 2 基于均值滤波的关联成像去噪方案的实验装置图
Fig. 2 Experimental setup for ghost imaging denoising scheme based on mean filtering

着,利用无空间分辨率的桶探测器(PMM02-1)采集通过物体的所有反射光,得到桶探测器值,并利用数据采集卡(NI USB-6341)存储采集的桶探测器值数据。最后,计算9组桶探测器值之和,并与散斑图案进行二阶关联来重建被测物体。值得注意的是,为简化实验装置和实验步骤,实验中将噪声模型和待测物体一体化,即在Matlab中通过imnoise函数在原有图像上添加噪声,并将添有噪声的图像打印出来作为待测物体,其中对于高斯噪声和椒盐噪声,均选取了方差为0.4的模拟噪声环境来进行实验研究。在模拟仿真和实验中,添加了传统光学图像去噪方法中的均值滤波方法对图像进行后处理作为补充实验,并与本文所提方法进行了定性比较。仿真结果和实验结果如图3所示。

利用三个图像质量评价指标来分析评定最终的去噪效果。针对高斯噪声和椒盐噪声,使用移动散斑的关联成像相比于传统关联成像在三个指标上数值都有所增长,成像质量较好,去噪效果明显,仿真结果和实验结果基本一致。与传统光学图像去噪方法中的均值滤波方法相比,所提方法对二值图整体去噪效果稍好,在去噪方面更具优势。对于关联成像去噪领域,甚至是整个图像去噪领域,该方法都有一定的参考价值。

鉴于均值滤波模板尺寸是图像去噪效果的影响因素之一,图4显示了3×3尺寸和5×5尺寸的模板下,同等高斯和椒盐噪声环境下所提方法的去噪效果。从仿真结果可以看出,5×5尺寸的模板与3×3尺寸的模板的去噪效果相当,但在运行时间上比3×3尺寸的模板的时间长。因此,本文选取3×3尺寸的模板来进行仿真和实验。

为了进一步研究噪声方差变化时,使用移动散斑对待测物体的去噪效果。使用“双缝”图仿真并实验模拟了噪声方差和三个指标之间的关系,并将仿真结果与实验结果放在同一折线图中进行观察比较。关于高斯、椒盐两种噪声模型的信噪比,峰值信噪比和结构相似度三个指标的结果如图5和图6所示。比较发现,由于实验中存在一定的环境干扰,故其较仿真折线总体处于偏低位置。对于高斯和椒盐噪声两种模型,在各

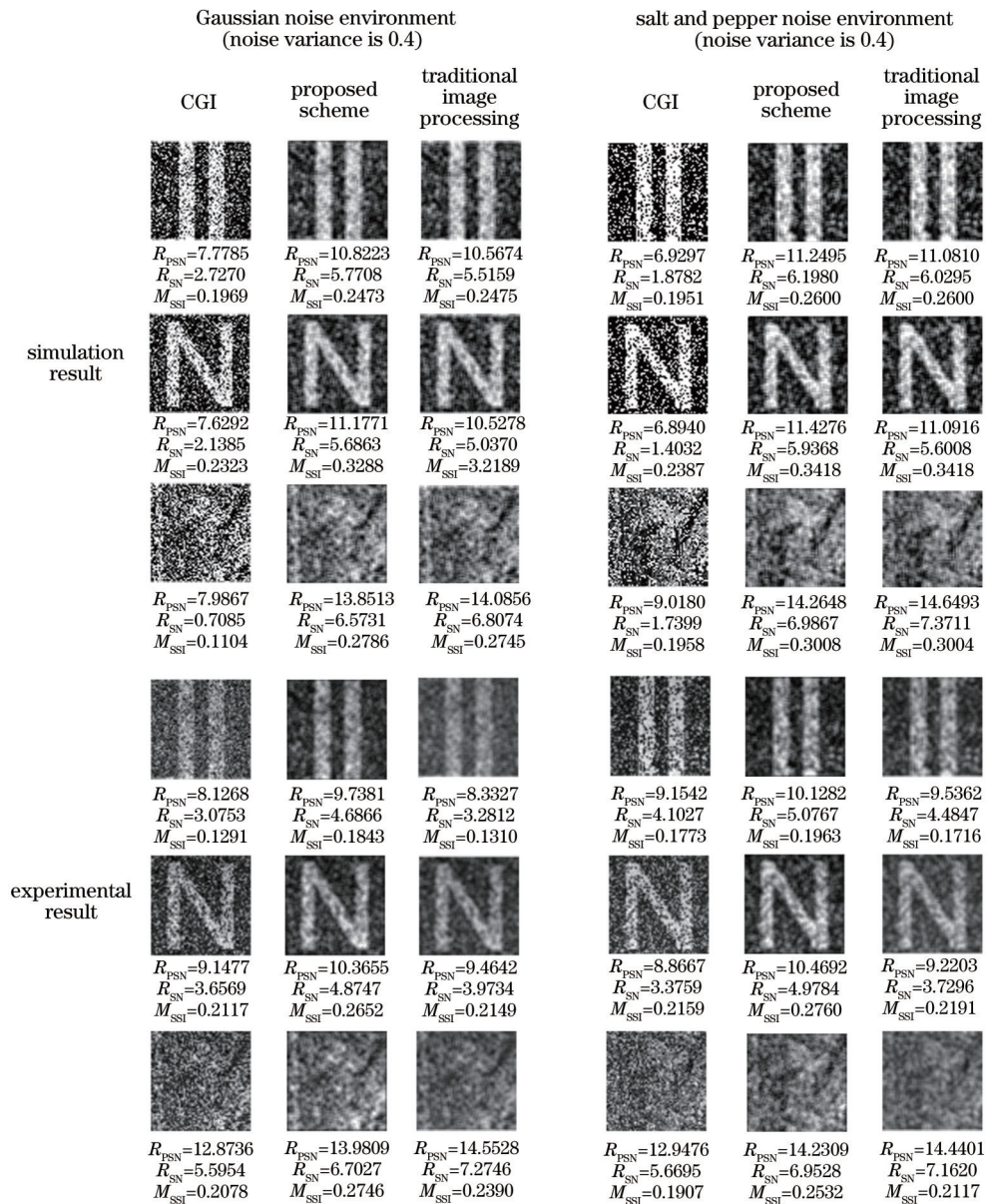


图 3 基于均值滤波的关联成像去噪方案的仿真与实验结果比较

Fig. 3 Comparison between simulation results and experimental results for ghost imaging denoising scheme based on mean filtering

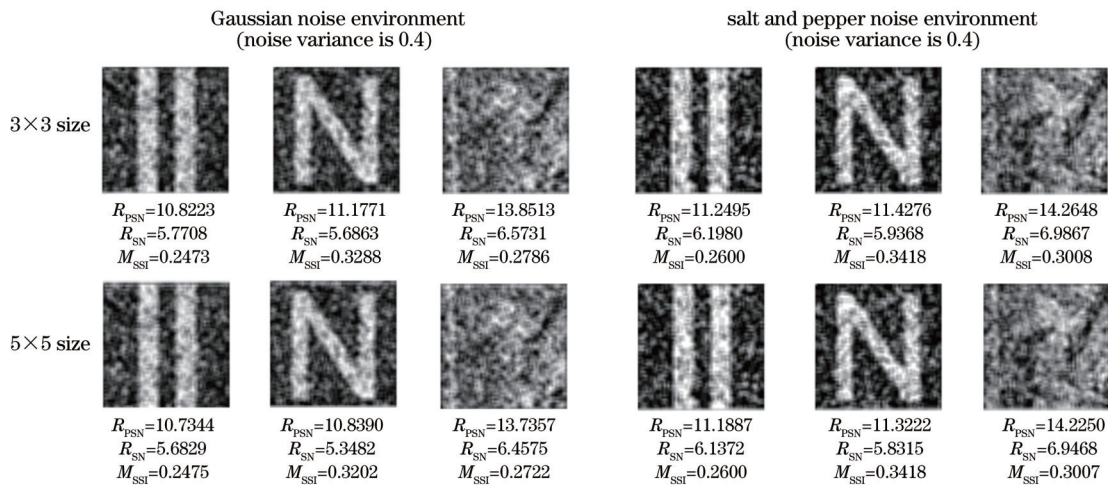


图 4 不同模板尺寸下的图像去噪效果

Fig. 4 Image denoising effect under different template sizes

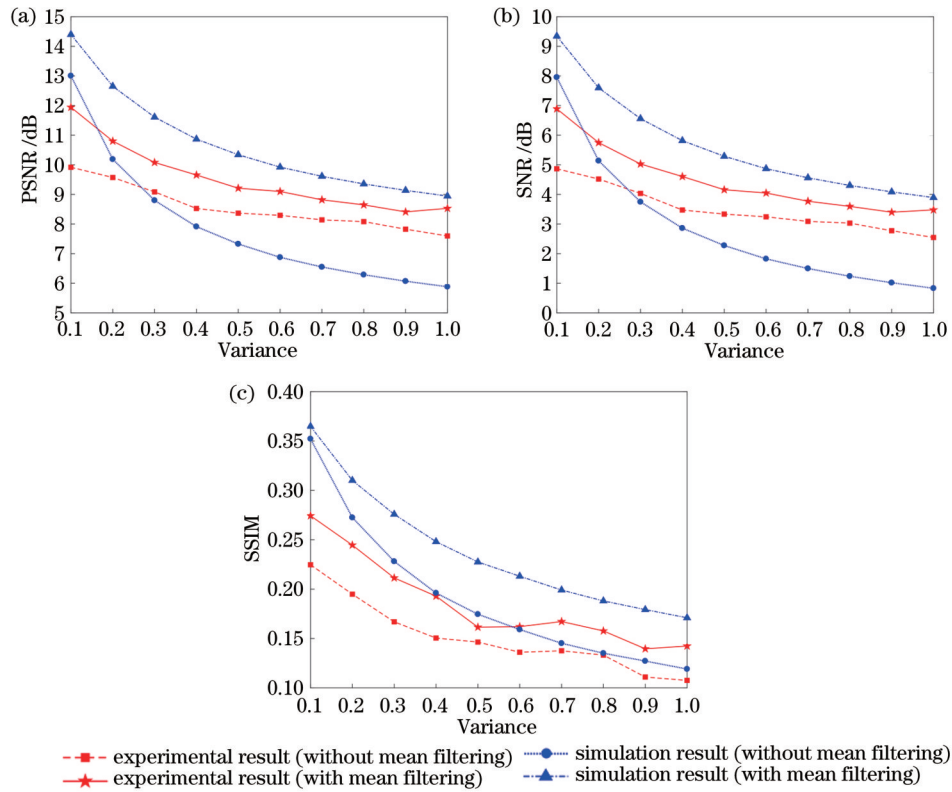


图 5 高斯噪声环境下三个图像质量评价指标随噪声方差的变化。(a) PSNR; (b) SNR; (c) SSIM

Fig. 5 Three image quality evaluation indexes varying with noise variance under Gaussian noise environment. (a) PSNR; (b) SNR; (c) SSIM

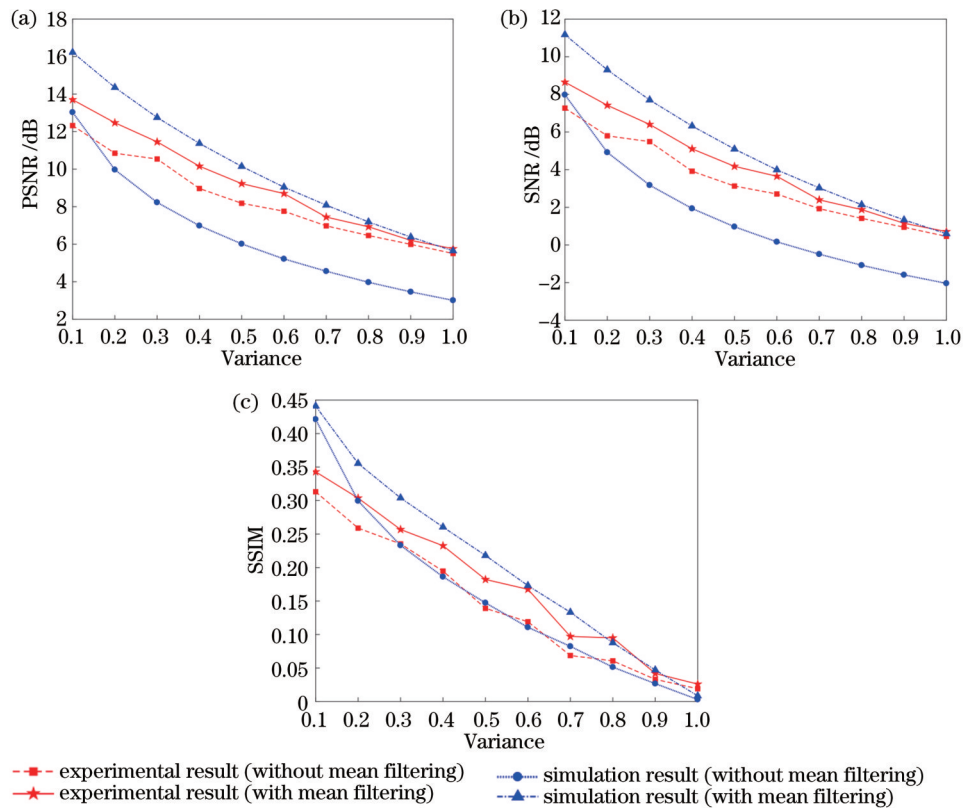


图 6 椒盐噪声环境下三个图像质量评价指标随噪声方差的变化。(a) PSNR; (b) SNR; (c) SSIM

Fig. 6 Three image quality evaluation indexes varying with noise variance under salt and pepper noise environment. (a) PSNR; (b) SNR; (c) SSIM

个不同的噪声方差下,使用移动散斑照射物体进行成像的质量优于未使用移动散斑的成像系统,实验折线图与模拟折线图变化基本一致,验证了基于均值滤波的关联成像去噪方法的有效性。观察图 5 和图 6 中折线的变化趋势发现,噪声方差越大,所提方法对高斯噪声的去噪效果越明显,而该方法对椒盐噪声的去噪效果较为稳定,指标变化值随噪声方差变化不大。

表 1 噪声方差均为 0.4 时对高斯噪声与椒盐噪声的去噪效果对比

Table 1 Comparison of denoising effect under Gaussian noise and salt and pepper noise with noise variance of 0.4

Type	PSNR /dB		SNR /dB		SSIM	
	Simulation result	Experimental result	Simulation result	Experimental result	Simulation result	Experimental result
Gaussian noise	10.8223	9.7381	5.7708	4.6866	0.2473	0.1843
Salt and pepper noise	11.2495	10.1282	6.1980	5.0767	0.2600	0.1963

由此可见,当噪声存在时,特别是在噪声的干扰较大时,利用关联成像很难识别未知物体,而将均值滤波的概念引入到关联成像中,使用移动散斑可以显著提高二值图像和灰度图像的成像质量。理论分析与仿真实验结果相似,表明在噪声较大的实际应用中,使用移动散斑的关联成像技术优于传统关联成像技术。

4 结 论

改变了传统的计算鬼成像的散斑模式,使用移动散斑模式照射待测物体,达到了同时成像与去噪的效果。针对高斯和椒盐两种噪声模型,仿真和实验结果表明:在牺牲图像细节部分的情况下,所提关联成像去噪方法能够在复杂的噪声环境下显著地降低噪声,提高成像质量;噪声方差越大,所提方法对高斯噪声的去噪效果越明显,而对椒盐噪声的去噪效果较为稳定,指标变化值随噪声方差变化不大,且在同一噪声方差下对椒盐噪声的去噪效果更好。此外,使用移动散斑的关联成像去噪方法的设备简单,该方法将图像去噪中的均值滤波概念引入到关联成像中,为将信号处理方法用于关联成像中提供了一种新思路。

参 考 文 献

- [1] Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W, et al. Quantum and classical coincidence imaging[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 92(3): 033601.
- [2] 陈洁, 薄遵望, 韩申生. 高斯振幅调制下基于稀疏性的鬼成像[J]. *光学学报*, 2013, 33(9): 0911003.
Chen J, Bo Z W, Han S S. Sparsity-based ghost imaging with Gaussian-amplitude modulation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(9): 0911003.
- [3] Gao Y, Bai Y F, Fu X Q. Point-spread function in ghost imaging system with thermal light[J]. *Optics Express*, 2016, 24(22): 25856-25866.
- [4] 杨旭, 徐璐, 杨成华, 等. 基于联合双边滤波的高质量关联成像[J]. *光学学报*, 2020, 40(14): 1411002.
Yang X, Xu L, Yang C H, et al. High-quality ghost

成像基于联合双边滤波的关联成像去噪方法对高斯噪声和椒盐噪声中哪种噪声的去噪效果更好,将噪声方差为 0.4 时的 PSNR、SNR 和 SSIM 变化值制成表格,如表 1 所示。可以看出,在同一噪声方差下所提方法对椒盐噪声进行处理得到的 PSNR、SNR 和 SSIM 三个图像质量评价指标的值都高于高斯噪声,表明所提方法对椒盐噪声的去噪效果更好。

imaging based on joint bilateral filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(14): 1411002.

- [5] Shapiro J H. Computational ghost imaging[J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.
- [6] Wang L, Zhao S M. Compressed ghost imaging based on differential speckle patterns[J]. *Chinese Physics B*, 2020, 29(2): 024204.
- [7] Liu J F, Wang L, Zhao S M. Spread spectrum ghost imaging[J]. *Optics Express*, 2021, 29(25): 41485-41495.
- [8] 陆明海, 沈夏, 韩申生. 基于数字微镜器件的压缩感知关联成像研究[J]. *光学学报*, 2011, 31(7): 0711002.
Lu M H, Shen X, Han S S. Ghost imaging via compressive sampling based on digital micromirror device [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 0711002.
- [9] Duan D Y, Zhu R, Xia Y J. Color night vision ghost imaging based on a wavelet transform[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(17): 4172-4175.
- [10] 孙宝清, 王玉鹏. 时域鬼成像及其应用[J]. *中国激光*, 2021, 48(12): 1212001
Sun B Q, Wang Y P. Temporal ghost imaging and its application[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(12): 1212001.
- [11] Meyers R E, Deacon K S, Shih Y. Turbulence-free ghost imaging[J]. *Applied Physics Letters*, 2011, 98(11): 111115.
- [12] Shih Y H, Chen H, Peng T. Turbulence-free camera system and related method of image enhancement: US9444978[P]. 2016-09-13.
- [13] 赵延庚, 董冰, 刘明, 等. 可抑制大气湍流影响的深度学习计算鬼成像[J]. *光学学报*, 2021, 41(11): 1111001.
Zhao Y G, Dong B, Liu M, et al. Deep learning based computational ghost imaging alleviating the effects of atmospheric turbulence[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(11): 1111001.
- [14] 傅喜泉, 黄贤伟, 谭威, 等. 信道气流干扰下的关联成像研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(10): 1011017.
Fu X Q, Huang X W, Tan W, et al. Correlation imaging research under disturbance of channel airflow[J].

- Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(10): 1011017.
- [15] Le M N, Wang G, Zheng H B, et al. Underwater computational ghost imaging[J]. Optics Express, 2017, 25(19): 22859-22868.
- [16] 张伟良, 张闻文, 何睿清, 等. 基于局部 Hadamard 调制的迭代去噪鬼成像[J]. 光学学报, 2016, 36(4): 0411001. Zhang W L, Zhang W W, He R Q, et al. Iterative denoising ghost imaging based on local Hadamard modulation[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(4): 0411001.
- [17] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, et al. Differential ghost imaging[J]. Physical Review Letters, 2010, 104(25): 253603.
- [18] Sun B, Edgar M P, Bowman R, et al. 3D computational imaging with single-pixel detectors[J]. Science, 2013, 340(6134): 844-847.
- [19] Yang Z H, Sun Y Z, Qu S F, et al. Noise reduction in computational ghost imaging by interpolated monitoring [J]. Applied Optics, 2018, 57(21): 6097-6101.
- [20] Soldevila F, Clemente P, Tajahuerce E, et al. Computational imaging with a balanced detector[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 29181.
- [21] Zhao Y, Chen Q, Sui X B, et al. Super resolution imaging based on a dynamic single pixel camera[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(2): 7802111.
- [22] Sun M J, Edgar M P, Phillips D B, et al. Improving the signal-to-noise ratio of single-pixel imaging using digital microscanning[J]. Optics Express, 2016, 24(10): 10476-10485.
- [23] Li Z, Zhao S M, Wang L. Isotropic and anisotropic edge enhancement with a superposed-spiral phase filter[J]. Optics Express, 2021, 29(20): 32591-32602.
- [24] He X, Zhao S M, Wang L. Handwritten digit recognition based on ghost imaging with deep learning[J]. Chinese Physics B, 2021, 30(5): 054201.
- [25] 高佳月, 许宏丽, 邵凯亮, 等. 基于局部边缘特征描述子的自适应边缘检测算法[J]. 中国激光, 2020, 47(6): 0604003. Gao J Y, Xu H L, Shao K L, et al. An adaptive edge detection method based on local edge feature descriptor [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0604003.