

引用格式: YAN Guo-qing, YANG Feng-bao, WANG Xiao-xia, *et al.* Fusion Ghost Imaging Method Based on Frequency Domain Decomposition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, **49**(6):0610003

闫国庆, 杨风暴, 王肖霞, 等. 基于频域分解的融合鬼成像方法[J]. 光子学报, 2020, **49**(6):0610003

基于频域分解的融合鬼成像方法

闫国庆, 杨风暴, 王肖霞, 陶勇, 李向燕

(中北大学 信息与通信工程学院, 太原 030051)

摘 要: 针对传统鬼成像对比度差、信噪比低的问题, 提出了一种基于频域分解的融合鬼成像方法. 该方法将参考光路中获得的散斑图进行频域变换, 选取合适的阈值将其分解为高频散斑和低频散斑, 通过分别对高低频散斑与桶探测器得到的值进行关联运算得到高低频鬼像, 最后利用逆非下采样剪切波变换重构出最终的鬼像. 以对比度和峰值信噪比为评价指标, 通过 4 组实验仿真验证了融合鬼成像方法的有效性. 仿真实验结果表明, 融合鬼成像的峰值信噪比/对比度较计算鬼成像、差分鬼成像方法分别平均提高了 41%/173%、27%/135%.

关键词: 鬼成像; 散斑图; 高低频分解; 融合; 阈值

中图分类号: O431.2

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20204906.0610003

Fusion Ghost Imaging Method Based on Frequency Domain Decomposition

YAN Guo-qing, YANG Feng-bao, WANG Xiao-xia, TAO Yong, LI Xiang-yan

(College of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor contrast and low signal-to-noise ratio of traditional ghost imaging, a fusion ghost imaging method based on frequency domain decomposition is proposed. This method transforms the speckle pattern obtained in the reference path to the frequency domain, selected an appropriate threshold to decompose it into high-frequency speckle and low-frequency speckle, and performs correlation calculation between the high-frequency speckle and the value obtained by the bucket detector to get high and low ghost image, and finally the inverse non-subsampled shearlet transform is used to reconstruct the final ghost image. By using PSNR and contrast as the evaluation index, the effectiveness of the fusion ghost imaging method was verified by 4 sets of experimental simulations. The simulation experiment results show that the PSNR/contrast of the fusion ghost imaging is improved by 41%/173% and 27%/135% on average compared with the computational ghost imaging and differential ghost imaging methods.

Key words: Ghost imaging; Speckle pattern; High and low frequency decomposition; Fusion; Threshold

OCIS Codes: 100.3010; 100.2990; 010.1080

0 引言

鬼成像(Ghost Imaging, GI)^[1-3], 又称关联成像, 是一种反直觉、非定域成像方式. 与传统光学成像方式不同, 鬼成像是通过双光子符合探测来对未知物体进行重构. 在该成像系统中, 光源发出的光经由分束器分别进入两条光路: 测试光路和参考光路. 测试光路中的光束照射物体后, 由无空间分辨能力的桶探测器接收

基金项目: 山西省应用基础研究计划青年科技研究基金 (Nos. 201901D211233, 201901D111151), 中北大学研究生科技基金 (No. 20191631), 山西省研究生创新项目 (Nos. 2020SY-365, 2020SY-368)

第一作者: 闫国庆 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为鬼成像. Email: yanguoqing215@163.com

导师 (通讯作者): 杨风暴 (1968-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为鬼成像及信息融合. Email: yfengb@163.com

收稿日期: 2020-01-06; **录用日期:** 2020-03-02

<http://www.photon.ac.cn>

其被调制后的总光强;而参考光路中光束的光强分布直接被具有空间分辨率的电荷耦合器件(Charge Coupled Device, CCD)接收,通过对两个探测器收集的信息进行关联运算,即可重构出物体的像。随着鬼成像研究的深入,计算鬼成像(Computational Ghost Imaging, CGI)^[4]、差分鬼成像(Differential Ghost Imaging, DGI)^[5]、伪逆鬼成像(Pseudo-inverse Ghost Imaging, PGI)^[6]、时间相关微分鬼成像(Time-correspondence differential ghost imaging, TCDGI)^[7-8]、压缩计算鬼成像(Compressive Computational Ghost Imaging, CCGI)^[9-11]等重构方法相继被提出,极大地改善了传统鬼成像重构图像质量差的问题,从而被广泛应用于信息加密^[12]、遥感探测^[13]、医学影像与治疗^[14]等领域,成为近年来量子光学及经典光学成像中的研究热点。

传统鬼成像通常在原始空间域进行图像恢复,而空域处理不可避免地会带来噪声增强过度和图像细节增强不足的问题,从而降低重构图像的对比度和信噪比。因此,在关联运算中通过将散斑场从空域转换到变换域来提高鬼像质量,是鬼成像实用化研究的重要课题^[15-17]。2015年,LIU Xue-feng等^[18]提出了梯度鬼成像(Gradient Ghost Imaging, GGI),其通过调制随机光场,从而在梯度域中无需对原始物体进行成像直接获得物体的高信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)边缘轮廓;2016年,SPRIGG J等^[19]利用相关强度波动的高通空间频率滤波实现了超分辨率镜头成像系统;2017年,CHEN Xi-hao等^[20]通过对两个CCD收集的信息进行空间低通滤波来提高成像质量,提出了低通空间滤波鬼成像方案;2018年,YUYA Y等^[21]采用预先设计的低通空间频率掩模克服了CGI低采样次数下成像质量差的问题,提出了基于低通空间频率掩模的计算鬼成像方法;2019年,GUO Kai-xian等^[22]利用被阈值滤波器分解为高低频部分的散斑获得了图像的高信噪比轮廓和细节,从而提出了空间频率鬼成像方案。以上研究表明,通过将散斑场从空间域转换到变换域,利用高频或低频特性可以单独获得高信噪比的细节信息或近似信息,与此同时,其鬼像会丢失另一部分重要信息,限制了鬼成像在医学影像与治疗等高辨识领域的应用。因此,对获得的高信噪比细节信息和近似信息进行融合,最大限度地提取各自鬼像中的有利信息,从而获得高质量鬼像是鬼成像实用化进程的关键。

本文提出了一种基于频域分解的融合鬼成像方法。该方法通过选取合适的数字阈值滤波器,将参考光路中频域变换后的散斑图案分解为高频部分和低频部分,通过对高低频散斑与桶探测器测得的信息进行关联运算分别获得高低频鬼像,利用逆非下采样剪切波变化^[23](Non-subsampled Shearlet Transform, NSST)对高低频鬼像融合,从而重构出最终的鬼像。本文以峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和对比度(Contrast)为量化指标,通过仿真实验将融合鬼成像重构结果与计算鬼成像进行对比分析,验证了该方法的有效性。

1 理论分析

1.1 计算鬼成像

计算鬼成像原理如图1。激光照射到计算机控制的空间光调制器(Spatial Light Modulator, SLM)上,使之产生符合所需分布的光场,将调制后的散斑场投射到物体表面,透过物体的光场信息由一个无空间分辨力的桶探测器进行接收。

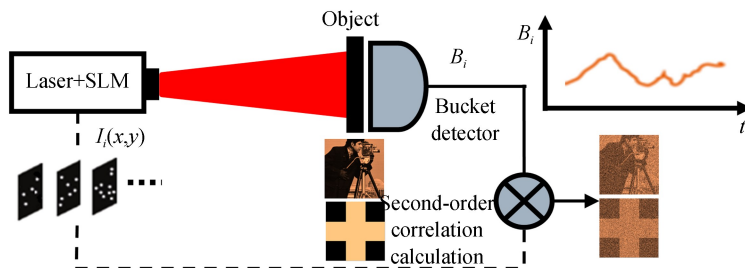


图1 计算鬼成像原理

Fig.1 Schematic diagram of computational ghost imaging

为了更好地理解接下来的工作,首先引入CGI的概念和符号。假设待测物体 $T(x,y)$ 的分辨率为 $m \times n$,第 i 次照射到物体表面的散斑图为 $I_i(x,y)$,其中 (x,y) 为对应点的坐标。通过对散斑图 $I_i(x,y)$ 与桶探测器收集的总光强 B_i 进行强度关联即可获得未知物体 $T(x,y)$ 的估计值,即

$$\hat{T}(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (B_i - \langle B \rangle) [I_i(x, y) - \langle I_i(x, y) \rangle] \quad (1)$$

式中, M 为总测量次数, $i=1, 2, \dots, M$, $\langle * \rangle$ 表示系综平均, $B_i = \iint I_i(x, y) T(x, y) dx dy$, $\hat{T}(x, y)$ 为重构出的鬼像. 基于随机强度涨落关联的量子成像在测量次数 M 远大于图像像素个数时, 重构图像的背景噪声才能得到抑制, 重构图像才能获得较好的对比度及信噪比. 而要满足测量次数的需要, 势必会导致成像时间较长, 从而难以满足快速成像的要求.

1.2 阈值分解

在数字图像处理中, 由于频域中图像的某些特征突出且易于处理, 因此经常通过诸如傅立叶变换等方法将图像从空间域转换为频域. 一般地, 图像的低频中包含图像大部分能量, 保留了图像的近似特征, 可以形成图像的轮廓和概貌; 而图像的高频中, 往往是数量较少的大系数含有较多的信息, 且其对方向性十分敏感, 代表图像的图像边缘、纹理等细节信息. 因此, 将散斑场从空间域转换到变换域, 利用高频或低频特性可以获得高信噪比的细节信息或近似信息. 在数字频域处理中, 空间频率滤波器是图像频域处理中的一种常用方法, 它包括低通滤波器和高通滤波器. 图 2 是一幅计算机生成的随机散斑图, 像素尺寸为 64×64 .



图 2 随机散斑图
Fig.2 Random speckle pattern

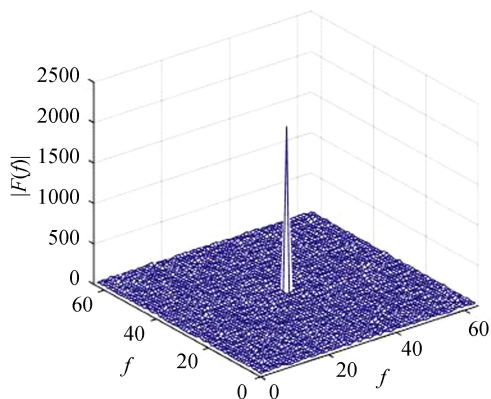


图 3 随机散斑三维频谱分布
Fig.3 Average spectrum distribution of random speckle pattern

为了便于分析, 假设随机散斑可表示为 $f(x)$. 利用式(2)傅里叶变换将 $f(x)$ 从空间域转换为频域, 即

$$F(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-j2\pi fx) f(x) dx \quad (2)$$

式中, f 表示频率值, 散斑的三维频谱分布如图 3.

为了分析散斑的高低频部分对物体重建的贡献, 在进行关联计算之前, 通过使用数字滤波器将散斑图分为低频和高频部分. 在实验中, 选择对散斑图进行高低频分解而不对桶检测器上的总光强做任何处理实验, 是由于测试光路中的桶探测器不具有空间分辨率. 为了更好地将散斑图分解为高频部分和低频部分, 通过在频域中选取阈值来对散斑图进行分解. 这里, 选取散斑图的频谱分布均值来作为阈值.

$$t = A \{ |F[I_i(x, y)]| \} \quad (3)$$

式中, $I_i(x, y)$ 为第 i 次照射未知物体的随机散斑, F 表示傅里叶变换, $|*|$ 表示取模运算, A 为取均值操作. 为了使得所选阈值更合理, 进行 3 500 次重复实验, 利用式(4)分别计算不同测量次数下频谱分布均值的平均值 \bar{t} , 即

$$\bar{t} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M t_j \quad (4)$$

式中, M 为测量次数, t_j 表示当前测量次数下频谱分布的平均值. 最终的变化曲线如图 4.

由图 4 可知, 不同测量次数下阈值的平均值分布于 16.86~16.87 之间. 为了在仿真实验中便于计算, 这里将阈值设置为 17. 对系列随机散斑图进行滤波分解处理可提前在计算机中完成, 分解原理如图 5.

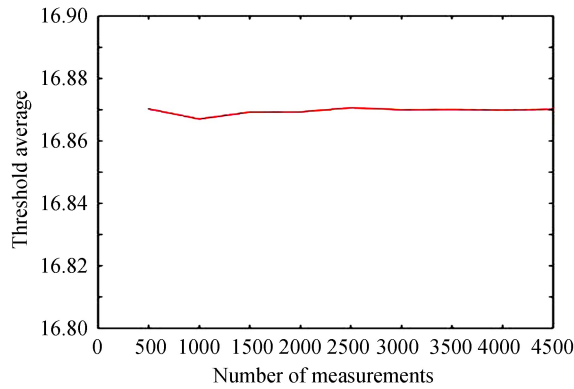


图4 不同测量次数下阈值的平均值变化曲线

Fig.4 Curve of the average value of threshold value under different measurement times

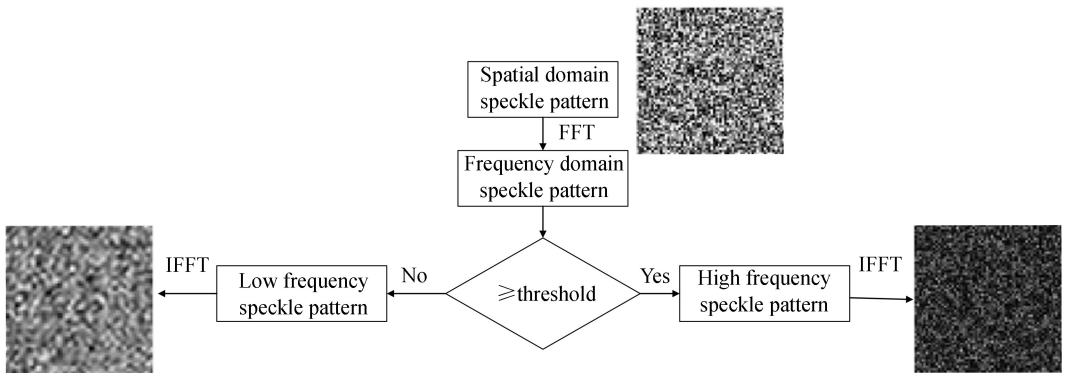


图5 散斑图分解原理

Fig.5 Schematic diagram of speckle pattern decomposition

在低通空间频率鬼成像中,将散斑图的频率值与先前确定的最佳阈值进行比较,如果该值不小于阈值,将其设置为0;如果小于阈值,则将其保持不变.高通滤波的处理流程与低通类似.

当散斑图被滤波后,式(1)中的参考光束 $I_i(x, y)$ 将被调制为 $I_{if}(x, y)$, 即

$$I_{if}(x, y) = F^{-1}\{f\{F[I_i(x, y)]\}\} \quad (5)$$

式中, f 为滤波函数, F^{-1} 表示逆傅里叶变换函数.对于低通空间频率鬼成像, $I_{if}(x, y)$ 表示对散斑图低通滤波后的强度分布;对于高通空间频率鬼成像, $I_{if}(x, y)$ 表示对散斑图高通滤波后的强度分布.

1.3 融合算法

根据式(5)得到高低频散斑后,空间频率鬼像可通过强度关联算法重构

$$\hat{T}_f = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [I_{if}(x, y) - \langle I_{if}(x, y) \rangle] (B_i - \langle B_i \rangle) \quad (6)$$

式中, \hat{T}_f 为对应的高低频鬼像.

由上述分析可知:通过将散斑场从空间域转换到变换域,利用高频或低频特性可以单独获得高信噪比的细节信息或近似信息,但与此同时,其鬼像会丢失另一部分重要信息,限制了鬼成像在医学影像与治疗等高辨识领域的应用.因此,对获得的高信噪比细节信息和近似信息进行融合,最大限度地提取各自鬼像中的有利信息,从而获得高质量鬼像是鬼成像实用化进程的关键.在融合过程中,针对高低频特性,制定相应的融合算子,对最终的融合结果同样起到重要作用.

NSST 变换是一种先进的多尺度分析方法,具有计算复杂性低、平移不变性等优点,被广泛用于图像去噪、增强及融合等领域.NSST 变换主要分为多尺度分解和方向局部化两步.多尺度分解通过非下采样金字塔滤波器组(Nonsub Sampled Laplacian Pyramid, NSLP)将源图像分解为不同尺度、不同方向且大小相同的子带(即高频或低频)图像,用于保证平移不变性,抑制伪吉布斯现象.而方向局部化可通过剪切滤波器来实现.与早期提出的多尺度多方向变换(如小波变换、脊波变换、非下轮廓波变换等)相比,NSST 变换效率更高,分解方向数更多等,逆 NSST 变换是 NSST 的反操作,被用于图像重构.

针对图像的低频子带可以形成图像的轮廓和概貌原理,结合人眼对单一像素不敏感特性,本文采用基于区域能量和作为融合规则.图像的区域能量和通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得, n 为奇数(这里为 3 或 5),定义像素点 (x, y) 的区域能量和 $E(x, y)$ 为

$$E(x, y) = \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{r=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} c^2(x+l, y+r) \quad (7)$$

式中, $c(x, y)$ 为低频子带的系数.以高低频 $\mathbf{A}_1, \mathbf{B}_1$ 两幅鬼像为例,融合后的子带系数 $c_F(x, y)$ 为

$$c_F(x, y) = \begin{cases} c_{A_1}(x, y), & E_{A_1}(x, y) \geq E_{B_1}(x, y) \\ c_{B_1}(x, y), & E_{A_1}(x, y) < E_{B_1}(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

由于高频子带对方向性十分敏感,其代表图像的细节和边缘信息,且高频子带中往往是数量较少的大系数含有较多的信息特性,本文将高频系数的拉普拉斯能量和作为 PCNN 的输入,引入改进型 PCNN 的点火机制,充分挖掘图像的细节信息来指导融合过程,最终获得融合后的高频子带.高频子带的拉普拉斯能量和 SML 同样通过 $n \times n$ 的窗口函数计算获得, n 为奇数(这里为 3 或 5),定义为

$$S^{l,k}(i, j) = \sum_{a=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} \sum_{b=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} |M_L^{l,k}(i+a, j+b)|^2 \quad (9)$$

$$M_L^{l,k}(x, y) = |2M_P^{l,k}(x, y) - M_P^{l,k}(x-s, y) - M_P^{l,k}(x+s, y)| + |2M_P^{l,k}(x, y) - M_P^{l,k}(x, y-s) - M_P^{l,k}(x, y+s)| \quad (10)$$

式中, s 为间距,通常取 1, $M_P^{l,k}(x, y)$ 为 i 尺度 k 方向的高频子带中位置在 (x, y) 的系数.

经典的 PCNN 具有计算复杂、参数过多、只利用单一像素信息等缺陷,本文对 PCNN 作简单改进,简化反馈域,将子带的拉普拉斯能量和作为反馈域的输入,并将 θ 的衰减模型改为与人类视觉相符的线性衰减模型.简化的 PCNN 模型可表示为

$$F_{ij} = S_{ij} \quad (11)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W Y_{ij}(n-1) \quad (12)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) [1 + \beta L_{ij}(n)] \quad (13)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) - \Delta + V_\theta Y_{ij}(n) \quad (15)$$

式中,下标 ij 为单个神经元所在位置; F_{ij} 为神经元的反馈输入; S_{ij} 为神经元的外部刺激,即当前系数的拉普拉斯能量和; L_{ij} 为链接输入; U_{ij} 为内部活动项; θ_{ij} 为动态阈值; Δ 为线性因子; V_θ, V_L 均为幅度常数; W 为加权系数.

这样,对高、低频鬼像源图像进行逆 NSST 变换即可得到新的融合图像.根据以上理论,如图 6 所示,可以将本文算法归纳为以下几个关键性的步骤:

- 1) 使用生成的随机散斑 $\mathbf{I}_i(x, y)$ 照射未知目标 $\mathbf{T}(x, y)$, 利用桶探测器记录总光强值 B_i ;
- 2) 将散斑图从空间域转换成频域;

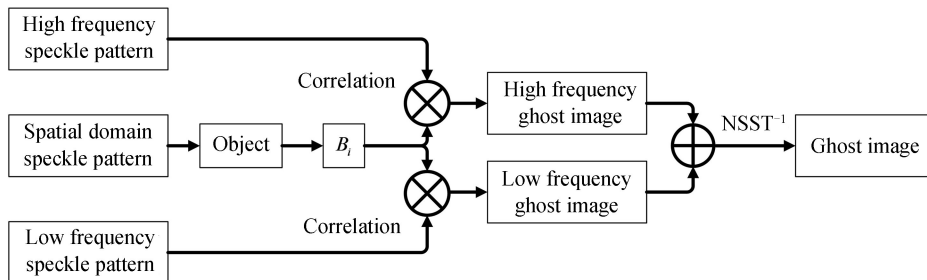


图 6 融合算法原理

Fig.6 Schematic diagram of fusion algorithm

- 3) 将散斑图频谱分布的平均值记为最佳阈值 t ;
- 4) 根据最佳阈值 t 将频域散斑图分解为高频(低)频散斑图 $I_{it}(x, y)$;
- 5) 对高(低)频散斑图和桶探测器值进行二阶关联得到高(低)频鬼像 $\hat{T}_i(x, y)$;
- 6) 将得到的高(低)频鬼像通过逆 NSST 重构出最终的鬼像 $\hat{T}(x, y)$.

2 仿真实验分析

为了验证本文方法的可行性,以 MATLAB2014b 为仿真平台,以 Windows10、64 位、4 GB 运行内存为软件环境展开进行仿真实验,选用六幅 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的图像,即四幅二值图像“致(Zhi1)”、“知(Zhi2)”、“于(Yu)”、“行(Xing)”及二幅灰度图像“Cameraman”、“Cell”作为重构目标开展仿真实验,如图 7(a)所示,仿真实验中使用的散斑图由 Matlab 随机生成,为了更好地衡量成像质量的优劣,引入峰值信噪比(PSNR)和对比度(V)^[24]两个重要评价指标,其定义分别为

$$\text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \left[\frac{(2^m - 1)^2}{\text{MSE}} \right] \quad (16)$$

$$V = \frac{\langle g_{\text{in}} \rangle - \langle g_{\text{out}} \rangle}{\langle g_{\text{in}} \rangle + \langle g_{\text{out}} \rangle} \quad (17)$$

式中, $\text{MSE} = \frac{1}{p \times q} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q [T(x, y) - \hat{T}(x, y)]^2$ 表示原始图像 T 与重构图像 \hat{T} 的均方误差, $p \times q$ 表示图像的像素数.对于灰度图像, $m = 8$;而对于二值图像, $m = 1$. $\langle g_{\text{in}} \rangle$ 和 $\langle g_{\text{out}} \rangle$ 分别是重构图像中物体透光区域和背景区域二阶关联函数值的系综平均.为了从理论上进一步分析上述方法,可以提高恢复图像的峰值信噪比

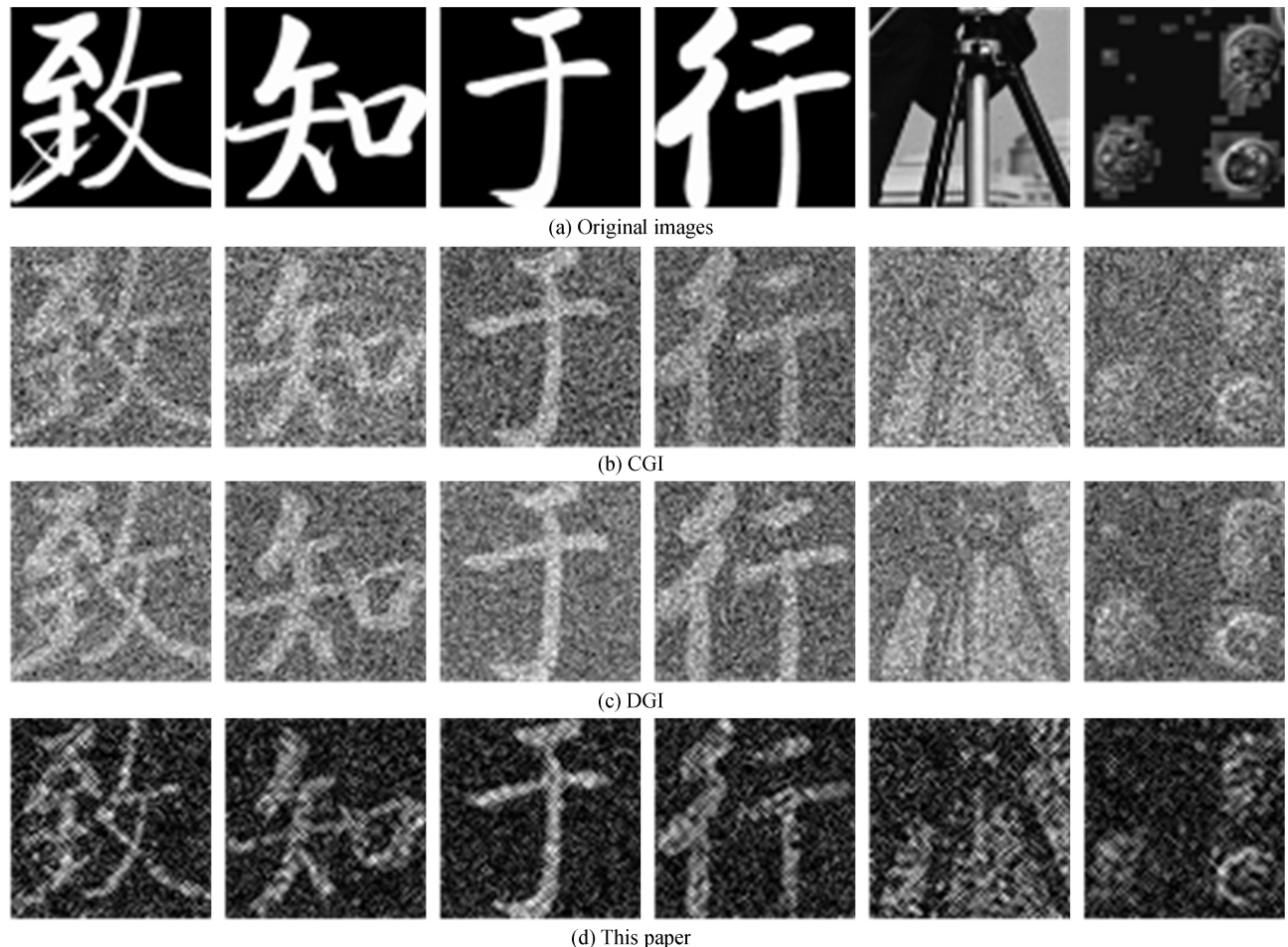


图 7 CGI、DGI、本文方法的重构结果比较

Fig.7 Comparison of reconstructed results for CGI, DGI and this paper

和对比度,我们仿真了本文方法与 CGI、DGI 算法在测量次数为 3 000 时的重构图像,结果如图 7。

图 7(a)为“致(Zhi1)”、“知(Zhi2)”、“于(Yu)”、“行(Xing)”四幅二值原图像及“Cameraman”、“Cell”两幅灰度原图像,图 7(b)~(d)分别为随机散斑 CGI、随机散斑 DGI 及本文方法在 3 000 次采样下的恢复结果,同时各重构算法的平均重构时间为 1.06 s、1.12 s、1.25 s。从图 7 恢复结果可以看出,在相同的采样次数下,CGI 和 DGI 重构图像噪声明显,且对比度较差;而本文方法的重构效果明显得到改善,且在对比度上有了显著提高。此外,从重建效率上看,本文算法重构时间略差于 CGI、DGI,其主要原因是由于本文算法的恢复图像实质是对所重构的高频和低频鬼像进行融合而得到的,从而会导致时间增加,但相差不大。

为定量衡量本文方法的优越性,以 PSNR 和 V 为量化指标,通过式(16)、(17)分别计算随机散斑 CGI 和 DGI 及本文方法的峰值信噪比和对比度,如表 1 所示。

表 1 不同重构方法评价指标比较

Table 1 Comparison of evaluation indexes of different reconstruction methods

Image	Evaluation index	Method		
		CGI	DGI	This paper
“Zhi1”	PSNR	7.719 3	8.259 1	9.789 4
	V	0.165 9	0.193 4	0.449 3
“Zhi2”	PSNR	7.908 7	8.423 2	9.572 0
	V	0.189 8	0.216 6	0.460 1
“Yu”	PSNR	7.756 1	7.898 3	12.556 0
	V	0.208 3	0.224 1	0.568 7
“Xing”	PSNR	7.675 0	8.405 6	9.434 7
	V	0.194 1	0.227 9	0.464 5
“Cameraman”	PSNR	9.731 0	10.701 5	11.356 2
	V	0.082 9	0.111 2	0.239 5
“Cell”	PSNR	8.584 5	10.891 0	17.215 9
	V	0.072 2	0.108 6	0.236 2

从表 1 可以看出,本文方法的 PSNR 和 V 值明显高于 CGI 和 DGI。其中,二值、灰度六幅图像的 PSNR 相比 CGI 提高了 26.8%、21.0%、61.9%、22.9%、16.7%、100.5%,相比 DGI 提高了 18.5%、13.6%、59.0%、12.2%、6.1%、58.1%;同时,本文方法的 V 值相比 CGI 提高了 170.8%、142.4%、173.0%、139.3%、188.9%、227.1%,相比 DGI 提高了 139.3%、112.4%、153.8%、103.8%、187.3%、117.5%。

为了更好地说明本文算法的有效性,通过实验仿真不同重构算法在不同测量次数下(500~3 000 次)四幅图像的平均 PSNR 和对比度变化曲线,如图 8(a)和(b)所示。这里,对四幅图像进行加权平均操作的目的在于使得本文算法重构结果更具说服力。从图 8 可以看出,测量次数较低时,散斑场的随机性比较大,在测量次数相差不大的情况下,PSNR 和 V 可能会出现波动,在某些测量次数范围内,出现测量次数增加而 PSNR

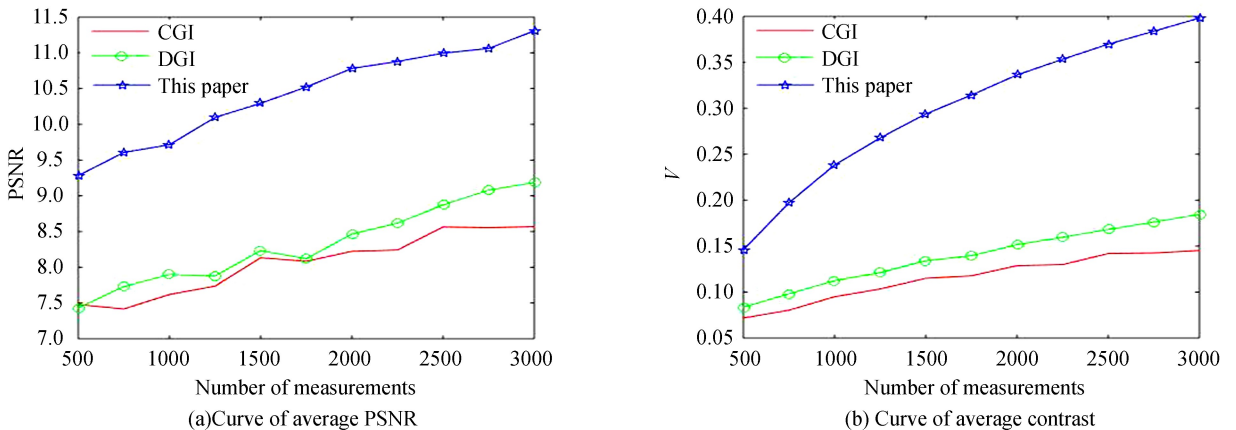


图 8 不同测量次数下四幅图像平均 PSNR 和平均对比度变化曲线

Fig.8 Curve of average PSNR and contrast of four images under different measurement times

和 V 减小的情况,但整体上三种重构方法的 PSNR 和对比度曲线都随着采样次数的增加而增加,且所有测量次数下,本文算法的 PSNR 和对比度曲线始终明显高于 CGI 和 DGI,进一步说明了本文方法能够在降低采样次数的同时提高成像质量。

3 结论

本文在计算鬼成像的基础上,提出了一种基于频域分解的融合鬼成像方法,并进行了理论分析及仿真实验验证。该方法首先将参考光路得到的散斑图变换到频域,通过选取合适的阈值将其分解为高频散斑和低频散斑,然后分别对高低频散斑与桶探测器得到的值进行关联运算得到高低频鬼像,最后利用逆非下采样剪切波变换重构出最终的鬼像。通过仿真实验,分别比较了本文方法与 CGI、DGI 的成像质量,实验结果表明,视觉上融合鬼成像的重构结果要优于 CGI 和 DGI,数值上本文方法的峰值信噪比和对比较 CGI、DGI 提高显著,PSNR 分别平均提高 41%、27%, V 分别平均提高 173%、135%。实验结果与理论分析一致,融合鬼成像方法有效地改善了未知目标重构质量,具有一定的优势和应用价值。

参考文献

- [1] BROMBERG Y, KATZ O, SILBERBERG Y. Ghost imaging with a single detector[J]. *Physical Review A*, 2009, **79**(5): 053840.
- [2] MAHDI KHAMOUSHI S M, NOSRATI Y, HASSAN TAVASSOLI S. Sinusoidal ghost imaging[J]. *Optics Letters*, 2015, **40**(15): 3452-3455.
- [3] YAN Guo-qing, YANG Feng-bao, WANG Xiao-xia, *et al.* Computational ghost imaging based on orthogonal sinusoidal speckle [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, **57**(4): 041019.
闫国庆, 杨风暴, 王肖霞, 等. 基于正交化正弦散斑的计算鬼成像[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, **57**(4): 041019.
- [4] SHAPIRO, JEFFREY H. Computational ghost imaging[J]. *Physical Review A*, 2008, **78**(6): 061802
- [5] FERRI F, MGATTI D, LUGIATO L A, *et al.* Differential ghost imaging[J]. *Physical Review Letters*, 2010, **104**(25): 253603.
- [6] ZHANG Hong-wei, GUO Shu-xu, ZHANG Chi, *et al.* Pseudo-inverse iterative denoising method for object reconstruction of ghost imaging[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, **46**(2): 88-95.
张红伟, 郭树旭, 张驰, 等. 关联成像目标重构的伪迭代降噪方法[J]. *光子学报*, 2017, **46**(2): 88-95.
- [7] LUO Kai-hong, HUANG Bo-qiang, ZHENG Wei-mou, *et al.* Nonlocal imaging by conditional averaging of random reference measurements[J]. *Chinese Physics Letters*, 2012, **29**(7): 74216-74220.
- [8] LI Ming-fei, ZHANG Yu-ran, LUO Kai-hong, *et al.* Time-correspondence differential ghost imaging[J]. *Physical Review A*, 2013, **87**(3): 033813.
- [9] OLIVAS S J, RACHLIN Y, GU L, *et al.* Characterization of a compressive imaging system using laboratory and natural light scenes[J]. *Applied Optics*, 2013, **52**(19): 4515-4526.
- [10] WANG Xiao-xia, TAO Yong, YANG Feng-bao, *et al.* An effective compressive computational ghost imaging with hybrid speckle pattern[J]. *Optics Communications*, 2020, **454**: 124470.
- [11] CHEN Yi, FAN Xiang, CHENG Yu-bao, *et al.* Intensity spread function analysis of single compressive sensing ghost imaging[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, **45**(9): 159-164.
陈熠, 樊祥, 程玉宝, 等. 单臂压缩感知鬼成像的光强扩散函数分析法[J]. *光子学报*, 2016, **45**(9): 159-164.
- [12] SUI Lian-sheng, DU Cong, XU Min-jie, *et al.* Information encryption based on the customized data container under the framework of computational ghost imaging[J]. *Optics Express*, 2019, **27**(12): 16493-16506.
- [13] ERKMEN B I. Computational ghost imaging for remote sensing[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2012, **29**(5): 782-789.
- [14] KLEIN Y, SCHORI A, DOLBANYA I P, *et al.* X-ray computational ghost imaging with single-pixel detector[J]. *Optics Express*, 2019, **27**(3): 3284-3293.
- [15] TAO Yong, WANG Xiao-xia, YANG Feng-bao. Edge detection based on high-pass filter ghost imaging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, **57**(2): 021101.
陶勇, 王肖霞, 杨风暴. 基于高通滤波鬼成像的边缘检测方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, **57**(2): 021101.
- [16] MAO Tian-yi, CHEN Qian, HE Wei-ji, *et al.* Speckle-shifting ghost imaging[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2016, **8**(4): 1-10.
- [17] WANG Le, ZOU Li, ZHAO Sheng-mei. Edge detection based on subpixel-speckle-shifting ghost imaging[J]. *Optics Communications*, 2018, **407**: 181-185.
- [18] LIU Xue-feng, LAN Ruo-ming, WANG Chao, *et al.* Edge detection based on gradient ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2015, **23**(26): 33802.
- [19] SPRIGG J, PENG T, SHIH Yan-hua. Super-resolution imaging using the spatial frequency filtered intensity fluctuation

- correlation[J]. *Scientific Reports*, 2016, **1**(6): 38077.
- [20] CHEN Xi-hao, KONG Fan-hui, FU Qiang, *et al.* Sub-Rayleigh resolution ghost imaging by spatial low-pass filtering [J]. *Optics Letters*, 2017, **42**(24): 5290-5293.
- [21] YUYA Y, TAKANORI N. Computational ghost imaging with designed low spatial frequency masks[J]. *Applied Optics*, 2018, **57**(31): 9375-9380.
- [22] GUO Kai-xian, BAI Yan-feng, FU Xi-quan. Ghost imaging of the low or high frequency based on the corresponding spatial-frequency of the reference pattern[J]. *Optics Communications*, 2019, **444**: 120-126.
- [23] LOU Jian-qiang, LI Jun-feng, DAI Wen-zhan. Medical image fusion using nonsubsampling shearlet transform [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, **22**(11): 1574-1583.
楼建强, 李俊峰, 戴文战. 非下采样剪切波变换的医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2017, **22**(11):1574-1583.
- [24] LIU Xue-feng, YAO Xu-ri, LI Ming-fei, *et al.* The role of intensity fluctuations in thermal ghost imaging[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, **62**(18): 206-212.
刘雪峰, 姚旭日, 李明飞, 等. 强度涨落在热光鬼成像中的作用[J]. 物理学报, 2013, **62**(18):206-212.