

基于图像融合和优化重构计算鬼成像

邓超, 高超, 王晓茜, 姚治海*

长春理工大学物理学院, 吉林 长春 130022

摘要 针对计算鬼成像采样过程中由于外界影响而出现的物体信息缺失问题, 将小波分析应用于计算鬼成像系统中, 同时在此系统中引入图像融合方法, 构建一种基于图像融合的计算鬼成像系统, 对此问题进行了仿真模拟与实验研究。并对结果进行了分析, 结果显示此系统可以有效恢复待测物体信息、提高成像质量, 相较于传统的计算鬼成像系统更加适用于实际应用环境。

关键词 鬼成像; 小波分析; 信息恢复; 图像融合; 成像系统

中图分类号 O482.31 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222740

Optimized Reconstruction of Computational Ghost Imaging Based on Image Fusion

Deng Chao, Gao Chao, Wang Xiaoqian, Yao Zhihai*

College of Science, Changchun University Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China

Abstract In order to solve the problem of missing object information due to external influence in the sampling process of computational ghost imaging, wavelet analysis is applied to the computational ghost imaging system, and image fusion method is introduced into this system to build a computational ghost imaging system based on image fusion. Simulation and experimental research are carried out on this problem. The results show that this system can effectively recover the information of the object to be measured and improve the imaging quality, which is more suitable for the actual application environment than the traditional computational ghost imaging system.

Key words ghost imaging; wavelet analysis; information recovery; image fusion; imaging system

1 引言

鬼成像是近年来备受关注的用于恢复待测物体信息的一种新型成像技术。1995年, 纠缠双光子成像的出现标志着鬼成像技术的正式诞生^[1]。2008年, Shapiro^[2]提出计算鬼成像。次年, Bromberg等^[3]在实验上实现了计算鬼成像。相对于传统鬼成像, 计算鬼成像不仅光路更加简单, 并且能够通过人为地设计照明图样来提高成像质量, 随着计算鬼成像技术发展日趋完善, 其逐渐走向实际应用^[4-9]。但计算鬼成像需要长时间采样, 且在采样过程中易受外界干扰导致成像质量受到影响。例如在进行计算鬼成像实验时会遇到因光源发散角大、待测目标被遮挡、外界光源性质不同、噪声干扰等原因出现采样信息缺失问题, 采样信息的缺失导致最终成像质量大幅度下降, 且无法获取有

效待测目标信息, 这制约着该技术的进一步发展。近年来, 压缩感知理论被引入鬼成像系统中, 两者的结合在减少采样率的前提下仍然能够有效提高成像质量^[10-11], 但仍然无法解决由于外界干扰而产生的随机采样信息缺失问题。图像融合技术是指通过提取多源信道对同一待测目标进行采样测得的物体信息中各自信道的互补信息, 最终综合成高质量的成像的一项技术^[12]。好的融合方法能够有效地提高最终成像质量、节省融合过程所需计算时间。针对其他图像融合方法存在抗外界干扰力度小、丢失弱小信息、融合过程不稳定等问题, 选择基于小波变换的图像融合方法^[13-21]。

本文利用图像融合技术, 解决计算鬼成像系统受到干扰时目标信息缺失的问题。首先利用二维 Haar 小波生成计算鬼成像系统的照明图样后, 通过多次测量的方式对待测物体进行采样, 测得小波系数(低频分

收稿日期: 2022-10-10; 修回日期: 2022-11-12; 录用日期: 2022-12-12; 网络首发日期: 2023-01-05

基金项目: 吉林省自然科学基金(YDZJ202101ZYTS030)

通信作者: *yaozh@cust.edu.cn

量和高频分量)。然后将图像融合技术引入系统中对小波系数进行处理。最后将处理后的新的小波系数进行重构。基于该成像方案进行仿真模拟和实验研究,得到了较好的成像结果,所得结果证明了此方案的可行性。

2 恢复物体信息的仿真模拟与实验研究

2.1 基于 Haar 小波的计算鬼成像系统

为了研究计算鬼成像采样过程中由于外界影响而出现的物体信息缺失问题,采用的计算鬼成像系统原理如图 1 所示,通过连接计算机的照明光源发出预设的光斑照射待测物体进行采样,测得的物体信息最终被桶探测器收集。利用二阶关联函数可得到此系统获得的最终成像,即

$$G^2(x, y) = \langle I_R^{(n)}(x, y) B^{(n)} \rangle_n, \quad (1)$$

式中: $I_R^{(n)}(x, y)$ 为进行第 n 次采样时,照明光源投射出预设的照明图样在待测物体所处平面上所形成的光强分布; $B^{(n)}$ 为进行第 n 次采样时,桶探测器所收集到的总光强值; $\langle \cdot \rangle_n$ 代表求统计平均值。

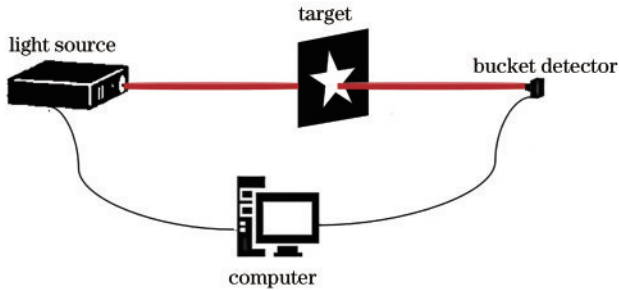


图 1 计算鬼成像原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of computational ghost imaging principle

与传统计算鬼成像不同,本实验不选择随机生成的照明图样,而是在计算鬼成像系统中引入小波变换。小波基相对于其他测量基的局域性(去相关性)在减少重构次数上具有积极意义,同时小波变换还具有多分辨率分析的特点,能够对采样信息进行多尺度细化,提高鬼成像成像质量,因此选择小波基函数来构造计算鬼成像系统的照明图样。Haar 函数是最早提出的一种正交归一化函数,同时也是最简单的小波基函数,其结构简单,能够用来构造任意给定的信号。因此,选择 Haar 小波基函数,使用二维 Haar 小波函数构造照明图样。

Haar 小波基函数的定义为

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ x, & x \geq 1 \end{cases}. \quad (2)$$

Haar 小波的基本小波函数 $\phi_j^k(x)$ 的定义为

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1. \\ 0, & x \geq 1 \end{cases}. \quad (3)$$

Haar 小波的尺度函数的定义为

$$\phi_{j,k}(t) = 2^j \phi(2^j t - k), \quad k = 0, 1, \dots, 2^j - 1, \quad (4)$$

式中: j 表示尺度因子,函数图形的缩放通过改变 j 进行; k 表示平移因子,通过改变 k 能够将函数沿 x 轴方向平移; 2^j 为常数因子(与规范化的 Haar 基相同)。

规范化的 Haar 小波尺度函数为

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - k), \quad k = 0, 1, \dots, 2^j - 1. \quad (5)$$

通过将 Haar 小波的小波函数与尺度函数进行两两组合,获得平均、横向、纵向、斜向等 4 个系列的小波函数,则二维 Haar 小波基 $\psi_{j,k}^e$ 可以表示为

$$\psi_{j,k}^e = 2^j \psi(2^j x - k_1, 2^j y - k_2), \quad e = 0, 1, 2, 3, \quad (6)$$

式中:通过改变 k_1, k_2 能够将函数沿 x 轴、 y 轴方向平移,通过 $k = (k_1, k_2)$ 能够定位到某一像素点; $e = 0, 1, 2, 3$ 分别代表平均、横向、纵向、斜向分量。

为了清晰地观察到平均、横向、纵向、斜向等 4 个系列的散斑图的像素点亮暗分布,给出了二维 Haar 小波函数的散斑图样,如图 2 所示。

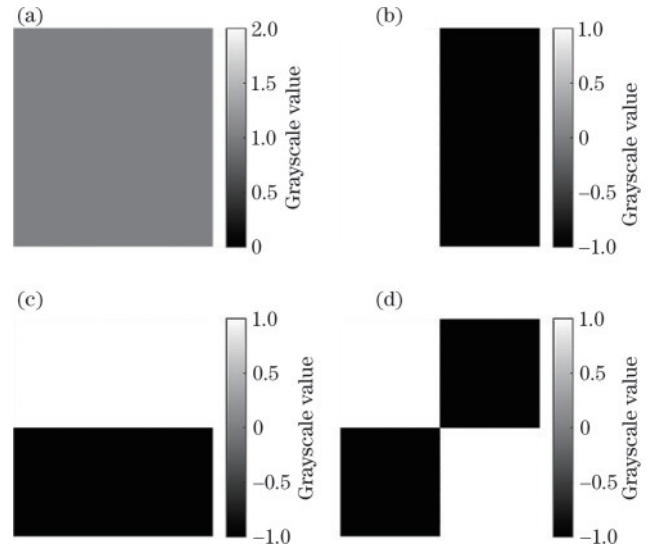


图 2 二维 Haar 小波函数的照明图样。(a)~(d) 二维 Haar 小波函数 $\psi_{j,k}^0, \psi_{j,k}^1, \psi_{j,k}^2, \psi_{j,k}^3$ 的照明图样

Fig. 2 Illumination patterns of two-dimensional Haar wavelet function. (a) - (d) Illumination patterns of two-dimensional Haar wavelet function $\psi_{j,k}^0, \psi_{j,k}^1, \psi_{j,k}^2, \psi_{j,k}^3$

图 2 中,对矩阵中的元素值按照一定的亮暗分布将其量化,不同的数值赋予不同的灰度值形成了这一系列的照明图样。再使用它们照射待测目标,采集相应的总光强,最后采用二阶关联函数对物体的像进行重构。这就是基于二维 Haar 小波的成像方案的全部过程。

2.2 小波融合方案

为了实现基于二维 Haar 小波的成像方案,设计了相应的算法流程,如图 3 所示。首先通过计算鬼成像直接对待测目标实现小波分解,利用二维 Haar 小波构造照明图样去照射待测物体,收集总光强,即小波系

数。然后选择合适的小波图像融合方法对桶探测器信号(低频分量和高频分量)进行处理。选用的融合规则为:低频分量选取加权平均值方法;高频分量选取系数绝对值取大法。最后将处理后的新的低频和高频两组小波系数进行重构得到融合后的目标图像。

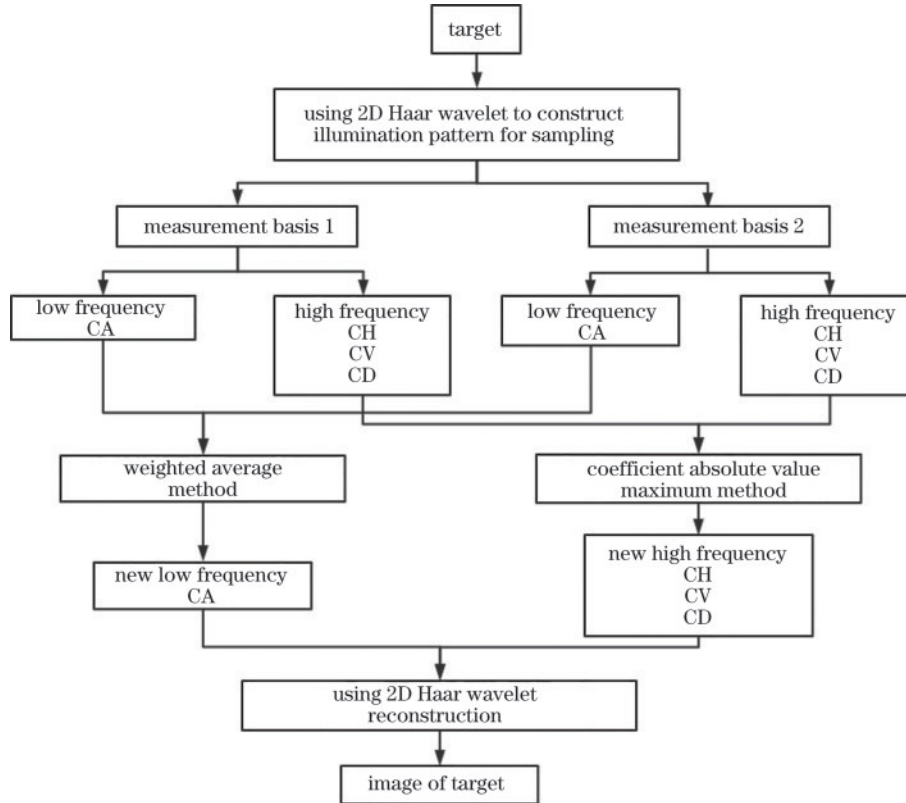


图 3 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the algorithm

采用的小波图像融合方法具体步骤如下:

1) 低频融合方法:加权平均值法。设 $f_A(x, y)$ 和 $f_B(x, y)$ 分别为对待测物体进行采样测得的待重构测量基的相应低频系数, $f(x, y)$ 为最终成像所对应的低频系数,即低频系数的融合值。则 $f(x, y)$ 为

$$f(x, y) = \frac{P}{2} [f_A(x, y) + f_B(x, y)], \quad (7)$$

式中: P 为权重系数。此融合方法适用范围广、权重系数可调、抗噪声干扰力度较强。

2) 高频融合方法:系数绝对值取大法。设 $f_A(x, y)$ 和 $f_B(x, y)$ 分别为对待测物体进行采样测得的待重构测量基的高频系数, $f(x, y)$ 为最终成像所对应的高频系数,即高频系数的融合值。则 $f(x, y)$ 为

$$f(x, y) = \begin{cases} f_A(x, y), & |f_A(x, y)| \geq |f_B(x, y)| \\ f_B(x, y), & |f_A(x, y)| \leq |f_B(x, y)| \end{cases}. \quad (8)$$

此融合方法适合高频分量较丰富的原图像,利用此融合方法获得的成像结果能够基本保留原图像的基

本特征。

2.3 利用小波融合方案进行优化重构

2.3.1 采用二维 Haar 小波作为照明图样

2.3.1.1 仿真与分析

在实际情况中,由于计算鬼成像需要一个相对较长的采样时间,在此过程中容易被云雾、湍流、小飞虫等外界因素影响而出现采样信息缺失的情况,且这种影响是随机的。采样过程中缺失的图样一定会对最终成像造成影响。图 4(a) 为选取的分辨率为 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的仿真对象,图 4(b) 为利用二维 Haar 小波对图 4(a) 采样后,对测得的测量基随机抽掉 5% 测量基后获得的重构结果。

针对在采样过程中由于外界干扰导致的采样信息缺失这一问题,且采样信息的缺失部分是无法确定的。通过多次测量的方式,首先对每一次测量进行随机遮挡,即随机抽掉一部分桶探测器信号并为该部分赋值为 0 来模拟采样信息的缺失,然后利用选取的融合方法对多组测量基进行融合处理,最后将提取的新的测量基进行重构对这类问题进行仿真。同时为了客观定量分析成像结果,选择表示原图像和重构图像相似程

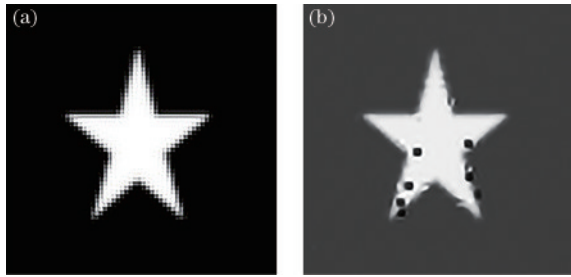


图 4 仿真对象。(a)物体信息恢复仿真对象;(b)缺失 5% 测量基后的直接重构成像结果

Fig. 4 Simulation object. (a) Object information recovery simulation object; (b) direct reconstruction imaging results after missing 5% measurement basis

度的结构相似度(值越大越好)、反映原图像与重构图像差异对比程度的均方根误差(值越小越好)、反映原

图像与重构图像之间相关性的相关系数(值越大越好)作为质量评价指标^[22]。

仿真成像结果如图 5 所示。为了更直观地观察所提成像方案的成像效果,图 5(a)、(b)从左至右的随机抽样率分别设置为 5%、15%、30%、50%、65%、80%,即测量基丢失的个数分别为 205、614、1229、2048、2662、3277,采样次数均为 4096。观察图 5 中的仿真成像结果可以发现,在相同抽样率的情况下,所提成像方案能够有效解决由于外界影响而出现的物体信息缺失问题,且随着采样信息缺失程度的加剧,仍然能够有效解决此类问题。同时观察图 6 中的评价指标可以发现,采用二维 Haar 小波作为照明图样的成像方案获得的仿真成像结果比随机抽样后直接重构获得的成像结果与原图的相似程度增加、差异对比程度减小、相关性增加。

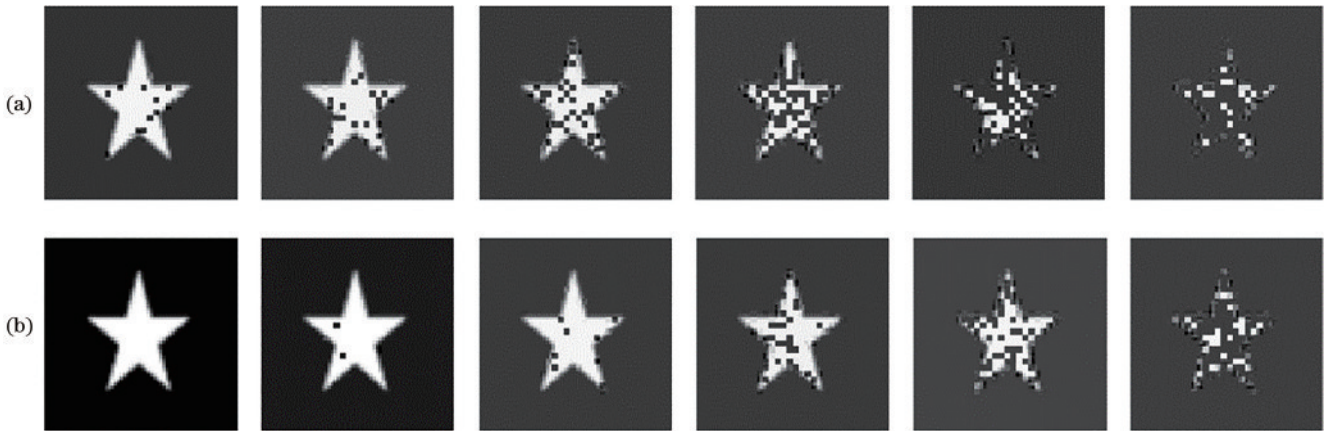


图 5 采用二维 Haar 小波作为照明图样获得的仿真成像结果。(a)随机抽掉测量基后的直接重构成像结果;(b)随机抽掉测量基后的物体信息恢复仿真成像结果

Fig. 5 Simulation imaging results obtained by using two-dimensional Haar wavelet as illumination pattern. (a) Direct reconstruction imaging results after random extraction of measurement base; (b) simulation imaging results of object information recovery after random removal of measurement base

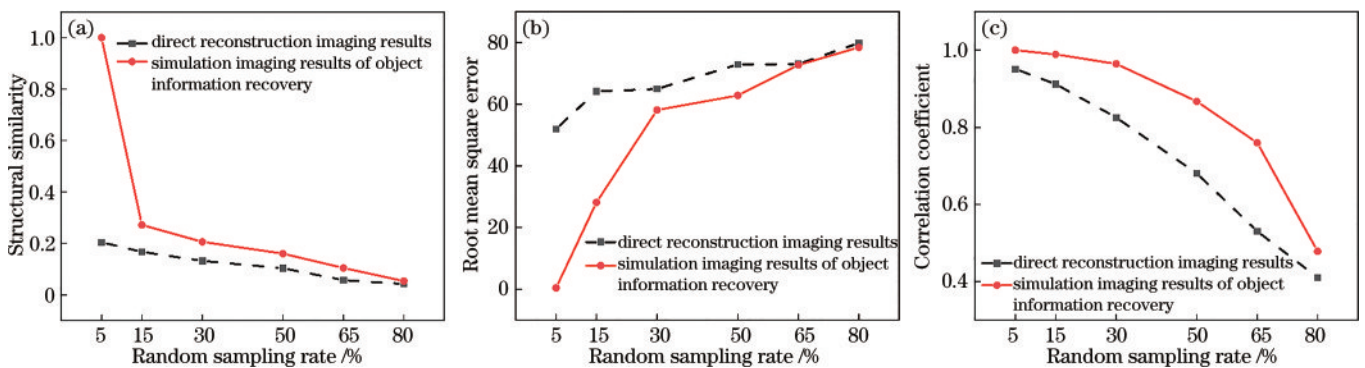


图 6 采用二维 Haar 小波作为照明图样获得的仿真成像结果的客观评价指标。(a)结构相似度;(b)均方根误差;(c)相关系数
Fig. 6 Objective evaluation indexes of simulation imaging results obtained by using two-dimensional Haar wavelet as illumination pattern. (a) Structural similarity; (b) root mean square error; (c) correlation coefficient

2.3.1.2 实验验证与分析

为了验证所提算法的可行性,选择标准的计算鬼成像系统进行实验验证,如图 7(a)所示,整个实验系统包括计算机、光源、待测物体、透镜和桶探测器。图 7(b)为选取的待测物体。本实验首先选取 4096 幅

尺寸为 64 pixel×64 pixel 的二维 Haar 小波图像作为照明图样,通过调节投影仪使散斑照射在待测物体上进行采样,穿过物体的透射光最终被桶探测器收集,在计算机上采用所提算法处理采样信息,实现对待测物体的优化重构。

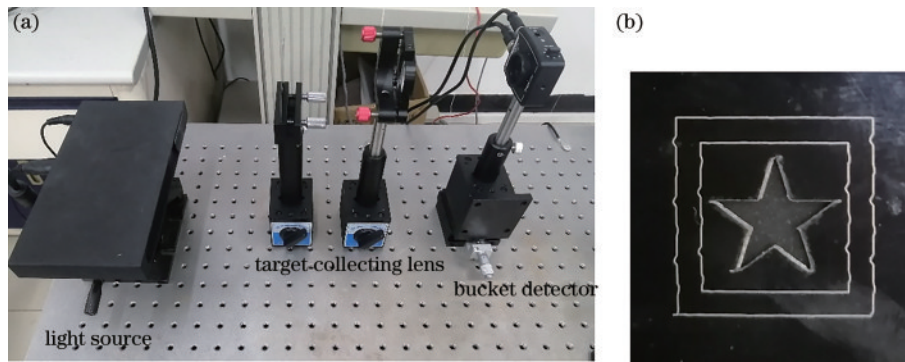


图 7 计算鬼成像的实验装置图。(a)计算鬼成像的实验装置图;(b)待测物体

Fig. 7 Experimental facility for computational ghost imaging. (a) Experimental device diagram for computational ghost imaging; (b) object to be measured

实验成像结果如图 8 所示。图 8(a)为理想成像结果,无测量基丢失,采样次数为 4096。图 8(b)为随机抽掉部分测量基后的直接重构结果,图 8(c)为抽掉相同测量基后运用所提算法进行运算获得的优化重构结果。图 8(b)、(c)从左至右随机抽样率依次设置为

5%、15%、30%、50%、65%、80%,即测量基丢失的个数为 205、614、1229、2048、2662、3277,采样次数均为 4096。图 8 中的实验成像结果及图 9 中的 3 组数据证明了所提算法的有效性。

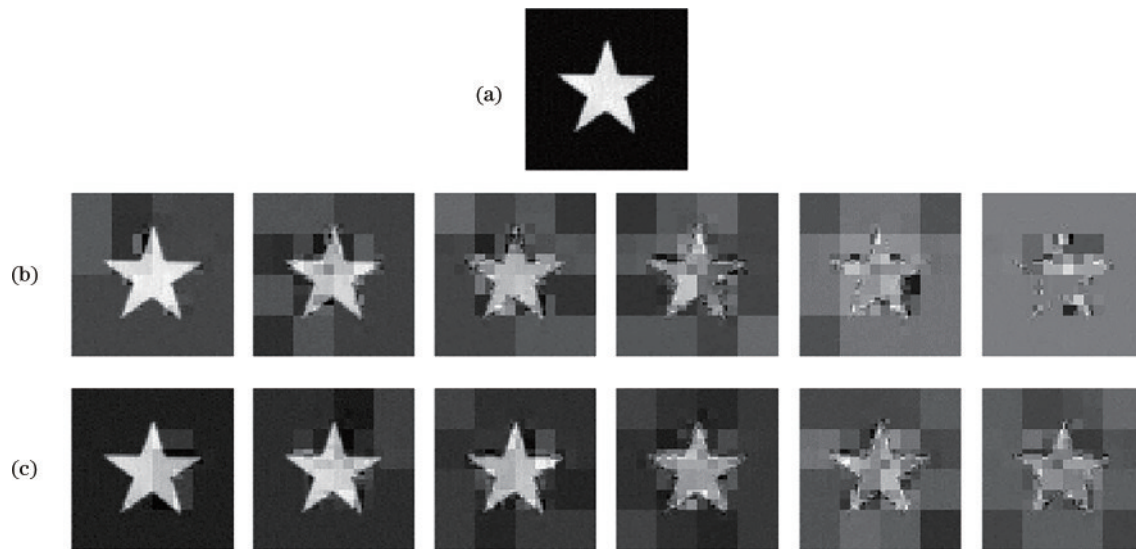


图 8 采用二维 Haar 小波作为照明图样获得的实验成像结果。(a)理想成像结果;(b)随机抽掉测量基后的直接重构成像结果;(c)随机抽掉测量基后的物体信息恢复实验成像结果

Fig. 8 Experiment imaging results obtained by using two-dimensional Haar wavelet as illumination pattern. (a) Ideal imaging result; (b) direct reconstruction imaging results after random removal of the measurement base; (c) experimental imaging results of object information recovery after random removal of the measurement base

2.3.2 采用哈达玛散斑作为照明图样

采用的融合方法也能用于目前计算鬼成像中被广泛应用的各类测量基。选择哈达玛照明图样进行该算法的仿真模拟,相同的算法能适配在哈达玛基上是由于在进行融合时所提取的测量基是没有被干扰的,同时哈达玛矩阵与二维 Haar 小波矩阵之间能够进行相互转换。将哈达玛光照模式重新排序后对待测目标进行采样,对采样信息进行低阶哈达玛变换后可以直接获得二维 Haar 小波系数,最后分别对应哈达玛逆变换或二维 Haar 小波逆变换实现高质量成像,该方法对外

界噪声具有更强的鲁棒性,在低采样率的图像重建中具有更大的优势^[21]。

因此,首先选取哈达玛散斑作为照明图样去照射待测物体,收集总光强。通过多次测量的方式,对每次测得的测量基进行随机抽样,即随机抽掉一部分桶探测器信号。然后选择系数绝对值取大法作为融合规则。最后将处理后的新的桶探测器信号进行重构得到融合后的目标图像。图 10(a)为选取的分辨率为 64 pixel×64 pixel 的仿真对象[同图 4(a)],图 10(b)为利用哈达玛散斑对图 10(a)采样后,对测

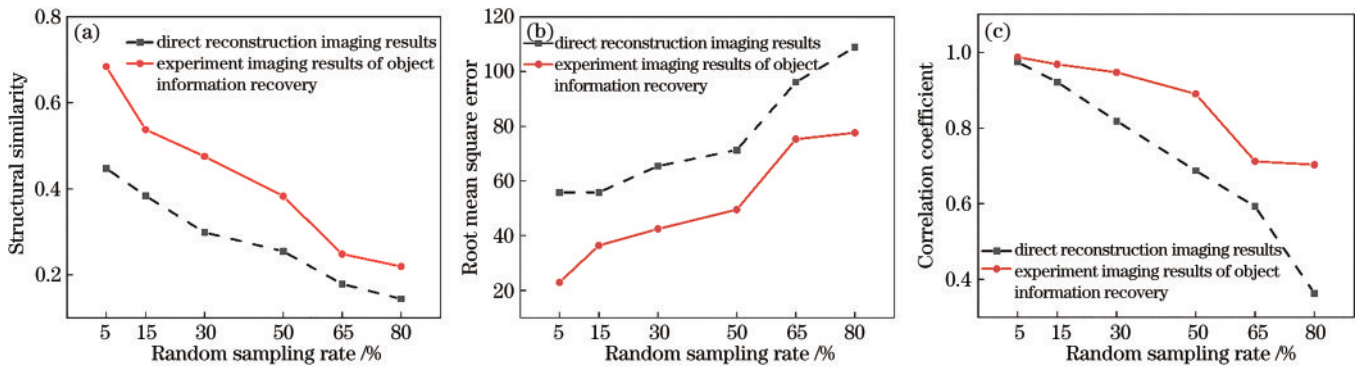


图 9 采用二维 Haar 小波作为照明图样获得的实验成像结果的客观评价指标。(a)结构相似度;(b)均方根误差;(c)相关系数
Fig. 9 Objective evaluation indexes of experiment imaging results obtained by using two-dimensional Haar wavelet as illumination pattern. (a) Structural similarity; (b) root mean square error; (c) correlation coefficient

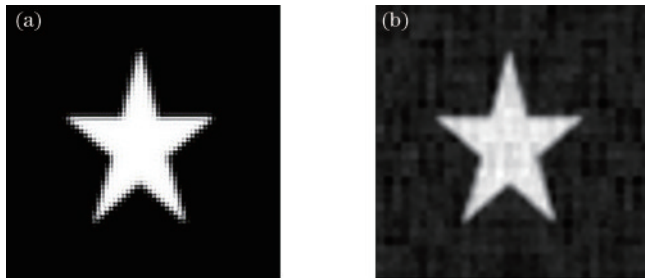


图 10 仿真对象。(a)物体信息恢复仿真对象;(b)缺失 5% 测量基后的直接重构成像结果
Fig. 10 Simulation object. (a) Object information recovery simulation object; (b) direct reconstruction imaging results after missing 5% measurement basis

得的测量基随机抽掉 5% 测量基后获得的重构结果。

仿真结果如图 11 所示,图 11(a)、(b)从左至右的随机抽样率依次设置为 5%、15%、30%、50%、65%、80%,即测量基丢失的个数依次为 205、614、1229、2048、2662、3277,采样次数均为 4096。观察图 11 中

的仿真成像结果以及图 12 中的评价指标可以发现,采用哈达玛散斑作为照明图样的成像方案同样能够有效解决由于外界影响而出现的物体信息缺失问题。利用此成像方案获得的仿真成像结果与原图之间的相似程度增加、差异对比程度减小、相关性增加。

2.4 所提方案与其他方案的对比分析

为了进一步验证所提成像方案的有效性,设置了 3 组对比方案,3 组方案均选取哈达玛散斑作为照明图样。图 13 为选取的分辨率为 64 pixel×64 pixel 的仿真对象。方案 1 在随机抽掉部分测量基后直接进行鬼成像重构;方案 2 在随机抽掉部分测量基后利用所提算法进行优化重构;方案 3 在丢失相同测量基个数的条件下利用鬼成像重构算法中的正交匹配跟踪(OMP)算法^[23]进行重构。

3 种方案的成像结果如图 14 所示,利用方案 1、方案 2 获得的成像结果中从左至右随机抽样率依次设置为 5%、15%、30%、50%、65%、80%,即测量基丢失的个数依次为 205、614、1229、2048、2662、3277,采样次

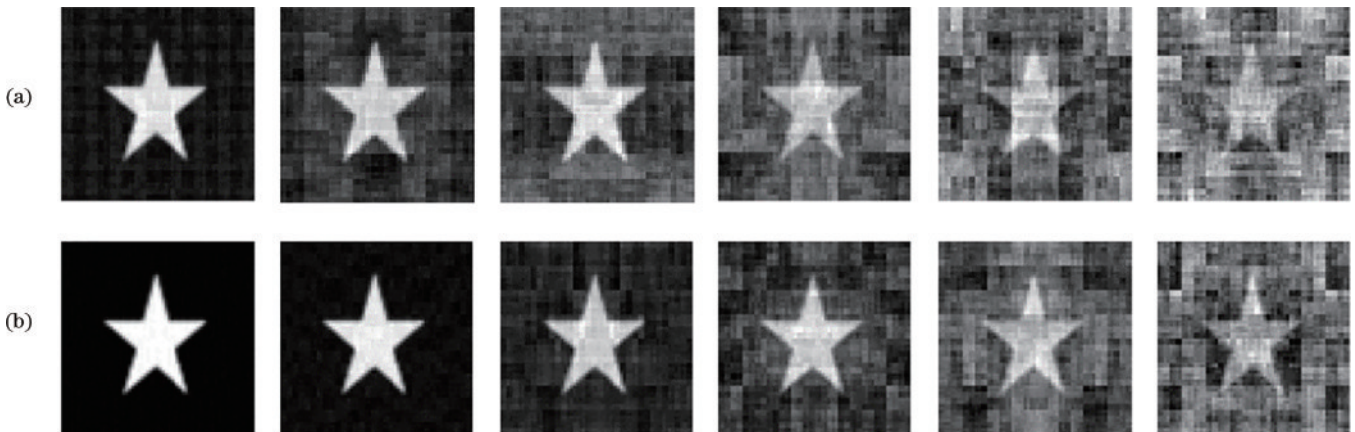


图 11 采用哈达玛散斑作为照明图样获得的仿真成像结果。(a)随机抽掉测量基后的直接重构成像结果;(b)随机抽掉测量基后的物体信息恢复仿真成像结果
Fig. 11 Simulation imaging results obtained by using Hadamard speckle as illumination pattern. (a) Direct reconstruction imaging results after random extraction of measurement base; (b) simulation imaging results of object information recovery after random removal of measurement base

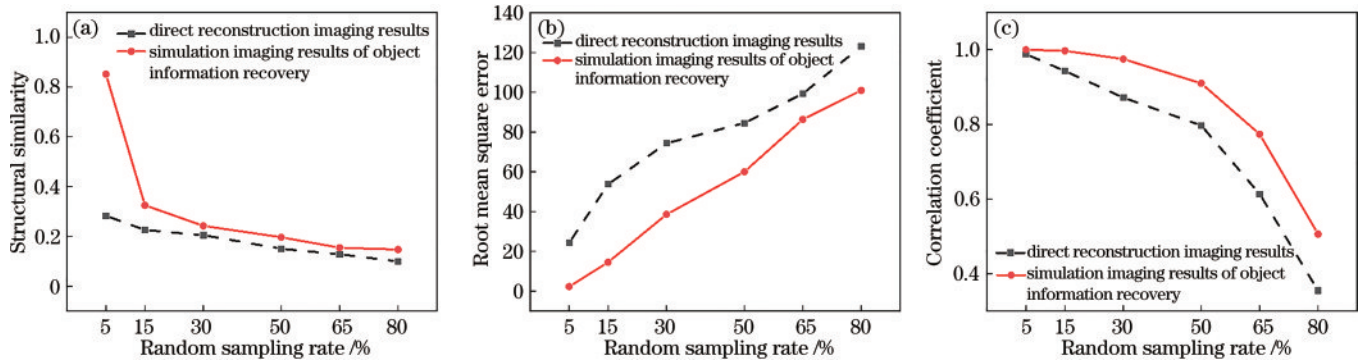


图 12 采用哈达玛散斑作为照明图样获得的仿真成像结果的客观评价指标。(a)结构相似度;(b)均方根误差;(c)相关系数
Fig.12 Objective evaluation index of simulation imaging results obtained by using Hadamard speckle as illumination pattern.

(a) Structural similarity; (b) root mean square error; (c) correlation coefficient



图 13 仿真对象

Fig. 13 Simulation object

至右的采样次数分别为 3891、3482、2048、1434、819。为了客观地定量分析成像结果,选择结构相似度作为 3 组方案成像结果的评价指标。观察图 14 中的成像结果及图 15 中的数据可以发现,所提算法能够有效解决物体信息缺失问题。

所提算法与 OMP 算法相同之处是在缺失部分采样信息的情况下可获得更高的成像质量,不同之处是所提算法解决的是由于外界干扰造成的随机信息缺失问题,而 OMP 算法能够确定信息缺失的部分。对比两种方案的成像结果及其客观评价指标可以发现,在高采样次数的情况下所提算法获得的成像效果不如 OMP 算法获得的成像效果好,但在低采样次数时所提算法能够有效解决信息缺失问题。因此,所提算法仍需进一步改进。

数均为 4096。相应地,方案 3 获得的成像结果中从左

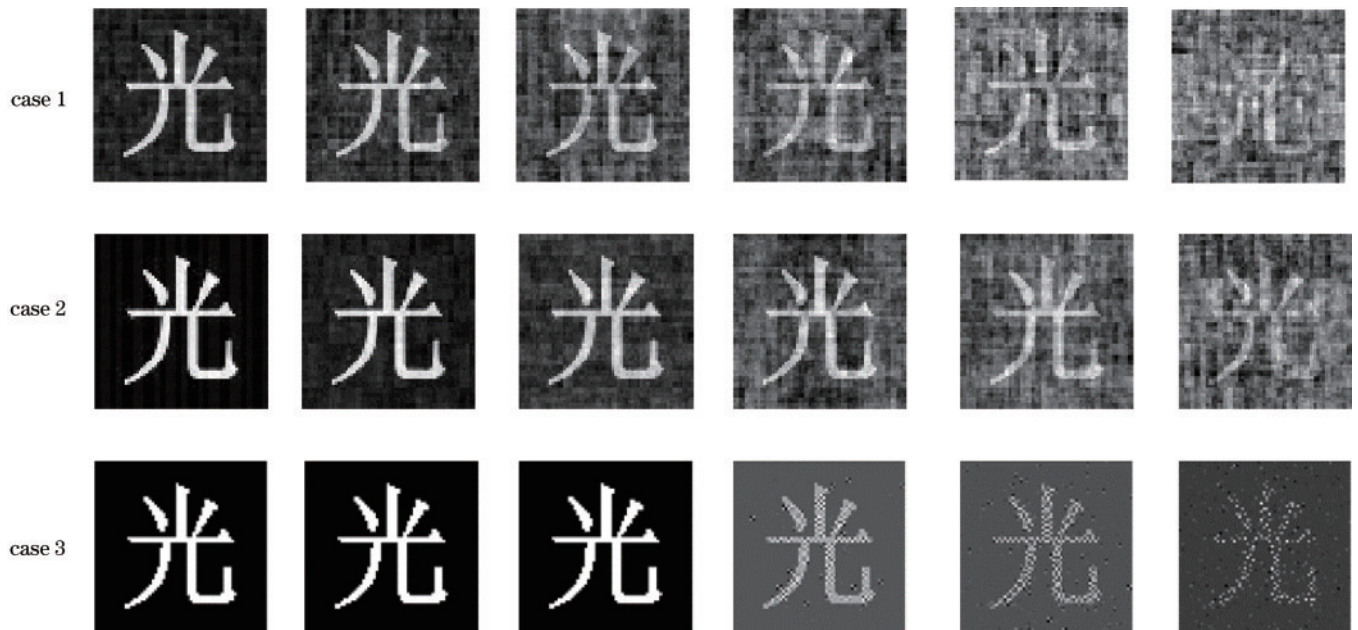


图 14 3 种方案成像结果比较

Fig. 14 Comparison of imaging results of three schemes

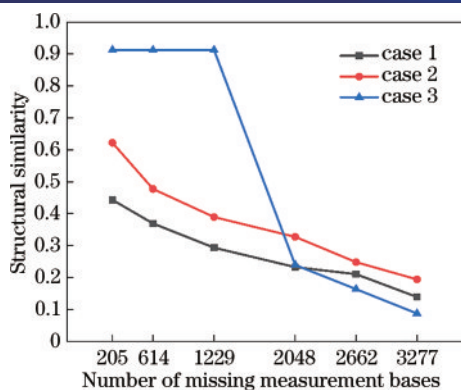


图 15 3 种方案的成像结果的客观评价指标

Fig. 15 Objective evaluation indexes of imaging results of three schemes

3 结 论

利用小波分析自身的优势,将它应用于计算鬼成像系统中,同时将图像融合方法整合到计算鬼成像系统中,构建了一种基于图像融合的计算鬼成像系统,高效地获取更可信、更精确、更全面及更客观的成像结果。仿真与实验结果表明,所提成像方案能够有效解决由于外界影响而出现的物体信息缺失问题,且该方法具有复杂度低和易于实现的优点。恢复物体信息在医学、航天航空、军事等多个领域均有着较好的发展前景与较大的应用价值。研究结果为鬼成像技术在类似特殊情况下的实际应用积累了经验,有利于推进鬼成像实用化的发展。

参 考 文 献

[1] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, et al. Optical imaging by means of two-photon quantum entanglement [J]. *Physical Review A*, 1995, 52(5): R3429-R3432.

[2] Shapiro J H. Computational ghost imaging[J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.

[3] Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y. Ghost imaging with a single detector[J]. *Physical Review A*, 2009, 79(5): 053840.

[4] Zhang W W, Yu D Q, Han Y C, et al. Depth estimation of multi-depth objects based on computational ghost imaging system[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2022, 148: 106769.

[5] Moodley C, Forbes A. Super-resolved quantum ghost imaging[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 10346.

[6] 高超. 鬼成像质量影响因素的研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2019.
Gao C. Research on the influence of the internal and external factors on the quality of ghost imaging[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2019.

[7] Gao C, Wang Q W, Wang S, et al. Single pixel imaging based on semi-continuous wavelet transform[J]. *Chinese Physics B*, 2021, 30(7): 211-219.

[8] Li M Y, He R Q, Chen Q, et al. Research on ghost imaging method based on wavelet transform[J]. *Journal of Optics*, 2017, 19(9): 095202.

[9] 李梦颖. 基于小波变换的鬼成像技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
Li M Y. Research on ghost imaging technology based on wavelet transform[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.

[10] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.

[11] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.

[12] Kaur H, Koundal D, Kadyan V. Image fusion techniques: a survey[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2021, 28(7): 4425-4447.

[13] 米晨, 汤秀芬, 魏凤兰. 基于 Haar 小波变换的图像分解与重构[J]. *实验室研究与探索*, 2003, 22(2): 78-81.
Mi C, Tang X F, Wei F L. Image decomposition and reconstruction based on Haar wavelet transform[J]. *Laboratory Research and Exploration*, 2003, 22(2): 78-81.

[14] Huang Y F, Yuan F, Xiao F Q, et al. Underwater image enhancement based on color restoration and dual image wavelet fusion[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 107: 116797.

[15] Kong Z, Yang H T, Zheng F J, et al. Research on multifocal image fusion based on wavelet transform[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1994(1): 012018.

[16] Ramakrishnan V, Pete D J. Haar wavelet-based fusion of multiple exposure images for high dynamic range imaging [J]. *SN Computer Science*, 2022, 3(2): 129.

[17] Li C M, Yang X Z. Multifocus image fusion method using discrete fractional wavelet transform and improved fusion rules[J]. *Journal of Modern Optics*, 2021, 68(11): 1-13.

[18] Bhardwaj J, Nayak A. Haar wavelet transform-based optimal Bayesian method for medical image fusion[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, 58(10): 2397-2411.

[19] Rahmani A I, Almasi M, Saleh N, et al. Image fusion of noisy images based on simultaneous empirical wavelet transform[J]. *Traitement Du Signal*, 2020, 37(5): 703-710.

[20] Zhang X L, Li X F, Feng Y C. Image fusion based on simultaneous empirical wavelet transform[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(6): 8175-8193.

[21] 陶冰洁, 王敬儒. 采用小波分析的图像融合方法评述 [J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(25): 16-19.
Tao B J, Wang J R. Overview of wavelet-analysis-based image fusion[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2005, 41(25): 16-19.

[22] 张小利, 李雄飞, 李军. 融合图像质量评价指标的相关性分析及性能评估[J]. *自动化学报*, 2014, 40(2): 306-315.
Zhang X L, Li X F, Li J. Validation and correlation analysis of metrics for evaluating performance of image fusion[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(2): 306-315.

[23] 龙斌, 陈熠, 张鲁楠, 等. 鬼成像丢包数据的分组扩充方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 0720001.
Long B, Chen Y, Zhang L N, et al. Grouping expansion method of packet loss data in ghost imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(7): 0720001.