

基于压缩感知重构算法的哈达玛鬼成像

李 畅, 高 超, 邵嘉琪, 王晓茜*, 姚治海**

长春理工大学理学院, 吉林 长春 130022

摘要 将压缩感知重构算法应用到哈达玛鬼成像中, 以实现在较低采样率下恢复出待测物体的信息。该方案比哈达玛鬼成像的重构次数更少, 所需要的采样次数也减少。使用观测时间和计算结构相似性指标这两个参数作为评价图像质量的客观标准, 比较 SP 算法和 OMP 算法下哈达玛鬼成像的重构结果。经过模拟仿真和实验验证后, 发现在哈达玛鬼成像的基础上, 采用 OMP 算法与哈达玛鬼成像相结合, 可以得到成像速度更快, 成像质量较好的重构图像。

关键词 成像系统; 计算鬼成像; 压缩感知重构算法; 哈达玛矩阵

中图分类号 O431.2 **文献标志码** A

doi: 10.3788/LOP202158.1011032

Hadamard Ghost Imaging Based on Compressed Sensing Reconstruction Algorithm

Li Chang, Gao Chao, Shao Jiaqi, Wang Xiaoqian*, Yao Zhihai**

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

Abstract In this article, the compressed sensing reconstruction algorithm is incorporated into the Hadamard ghost imaging scheme to recover the information of objects to be measured at a lower sampling rate. The proposed scheme has fewer reconstruction times than the Hadamard ghost imaging scheme, and the required sampling time is also reduced. Observation time and structural similarity index are considered the objective evaluation norm for image reconstruction results of Hadamard ghost imaging scheme, which uses subspace pursuit (SP) algorithm and orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm. After simulation and experimental verification, we conclude that the combination of the OMP algorithm and Hadamard ghost imaging scheme can result in faster imaging speed and better image quality.

Key words imaging system; computational ghost imaging; compressed sensing reconstruction algorithm; Hadamard matrix

OCIS codes 110.1758; 110.4850; 110.6150

1 引言

“鬼”成像(ghost imaging, GI), 又称关联成像, 是一种利用光的量子性质成像技术, 具有系统结构简单、抗干扰性强、能突破衍射极限成像等优势。鬼成像实验方案最早由 Klyshko^[1] 提出, 随后 Pittman 等^[2] 正式提出鬼成像的原型, 宣告了鬼成像的诞生。2008 年, Shapiro^[3] 提出计算鬼成像(computational

ghost imaging, CGI) 的实验方案, 次年由 Bromberg 等^[4] 进一步验证了该方案的可行性。与传统鬼成像相比, 计算鬼成像实验架构较为简单、实用性强^[5-7], 并且可以人为设计光源矩阵。2018 年, 张雷洪等^[8] 采用 Hadamard 矩阵作为光源的调制矩阵并应用到计算鬼成像中, 发现目标图像能够被快速精确地重构。此外, Wang 等^[9-10] 也提出使用快速沃尔什-哈达玛变换(Walsh-Hadamard transform, WHT) 的

收稿日期: 2021-04-01; 修回日期: 2021-04-09; 录用日期: 2021-04-14

基金项目: 吉林省自然科学基金(YDZJ202101ZYTS030)

* E-mail: xqwang21@163.com; ** E-mail: yaozh@cust.edu.com

鬼成像方案。他们使用 WHT 模式生成照明模式,并通过快速的 WHT 恢复目标图像,发现这一尝试在环境照明和节省时间方面都具有鲁棒性。以上研究均证明使用正交图样作为光源可以改善图像质量并减少测量次数。近些年,人们逐渐将采用特殊矩阵作为光源的鬼成像方案与压缩感知技术相结合^[11],试图进一步缩短成像时间并优化成像效果。例如:Sun 等^[12]提出一种基于优化排序哈达玛基的压缩感知鬼成像方案,结果表明,该方法可以大大地简化后续处理,并获得更快的图像重建速度;Yu^[13]也提出一种切蛋糕的策略,该策略可以最佳地重排哈达玛矩阵。通过该策略,他们实现了超级亚奈奎斯特采样,并极大地减少了采集时间。

压缩感知(compressive sensing, CS)理论是被 Donoho 等^[14-15]率先提出的一种较为新颖且可以快速恢复信号的理论,他们认为该理论突破了奈奎斯特采样理论^[16-17],既可以进行全新的图像信息收集,又能够迅速编码、解码。2007 年, Tropp 等^[18]从理论和实验上双重验证了正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法的实用性,并指出 OMP 算法具有速度快、易实现等优势。2009 年, Dai 等^[19]提出具有较低复杂度、能精确重构信号的子空间跟踪(subspace pursuit, SP)算法,并指出该算法在噪声干扰情况下仍可实现高精度重构。同年, Katz 等^[20]首次将压缩感知理论引入到鬼成像技术,实验结果表明:二者的结合既减少了测量次数,又提升了恢复图像的质量。随后, Zhao 等^[21]以压缩感知理论为基础,研制出鬼成像雷达,并通过相关实验进行了证实。此后,更多的研究人员感兴趣于压缩感知鬼成像技术^[22-23],同时也兴起了对于其实际应用的广泛开发。

本文利用哈达玛矩阵作为光源调制矩阵对待测物体进行照射,并将压缩感知重构算法中的 SP 算法和 OMP 算法与计算鬼成像结合,提出基于压缩感知重构算法的哈达玛鬼成像(Hadamard ghost imaging based on compressed sensing reconstruction algorithm, CSHGD)方案,深入探究了两种重构算法与哈达玛鬼成像结合的适用条件,并通过数值仿真与实验测量得到一致结论:加入重构算法的哈达玛鬼成像的采样次数更少。

2 理论分析

本研究的仿真系统及实验搭建均以计算鬼成像为框架。计算鬼成像的原理如图 1 所示。在计算

鬼成像中,选择一个可编程的先验光源作为成像系统的光源,而参考臂的照明光强度分布可以通过投影仪直接传给计算机,并且由计算机直接计算得出。与传统的双臂鬼成像相比,计算鬼成像极大地简化了实验架构,从而更容易实现相关的实验研究。

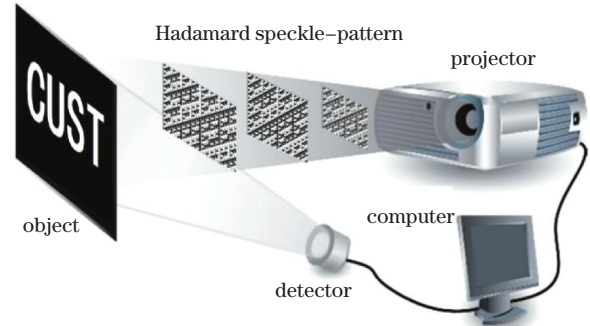


图 1 计算鬼成像实验装置图

Fig. 1 Experimental setup for computational ghost imaging

在上述实验框架中,将参考光路经过计算得来的光强分布记为 $I_R^{(n)}(x, y)$,将探测臂(桶探测器所处的那条光路)采集到的信息记为 $B^{(n)}$,其中 n 为采样数($n=1, 2, 3, \dots$)。鬼成像通过二阶关联函数计算恢复出物体图像,其表达式为

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

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示求统计平均值。

常规的鬼成像需要对大量的随机散斑图案进行照明和图像重建,且其成像质量与随机散斑数呈正比,该随机散斑数也称为测量数。为了获得更好的成像效果,通常需要更多的测量次数,并花费很长时间才能获得强度,这给高质量和实时鬼成像带来了很大的障碍。为了改善这些问题,学者们提出选用有序照明图样作为实验光源,例如哈达玛散斑、离散余弦散斑、正交化正交散斑^[24]等,并将压缩感知与鬼成像相结合,实现了在保证成像质量的同时,进一步缩短了重构时间。

由压缩感知理论的基本内容可知,压缩感知是指若待测信号在某一特定变换域内稀疏性较强,则可以通过极少的采样次数获得与真实信号极为相似的重构信号^[25-26]。对于常规的图像信息重构,若初始图像信息 X 的维度比观测值 Y 的维度大,那么初始图像的信息就不能被准确求解。但是在 CS 理论中,初始图像信息 X 的重构可以由观测值 Y 、变换基底 ψ 和观测矩阵 ϕ 等相关量通过计算 L_1 范数问题准确求解得出。数学模型如下:

$$\min \|\psi^T X\|_1 \text{ s. t. } Y = \phi \psi^T X = \Theta X. \quad (2)$$

如果初始图像信息具有稀疏性,便不用通过稀疏化

处理,(2)式可简化为

$$\min \|X\|_1 \text{ s.t. } Y = \phi X. \quad (3)$$

在图像进行稀疏化之后,利用重构算法获得更高质量的重构图像,常用的重构算法有 SP 算法和 OMP 算法。在压缩感知鬼成像早期实验中,Katz 等^[20]采用随机散斑作为光源,当稀疏度为 25% 时仅能恢复出较为模糊的图像信息,然而在实际的计算鬼成像实验过程中,可以采用有序散斑进行成像,例如哈达玛散斑,以恢复图像的更多细节。随后,Sun 等^[12]又在采用哈达玛散斑作为光源的基础上,通过调整哈达玛散斑的顺序进而实现通过不完备测量恢复图像。本研究将压缩感知中 SP 算法和 OMP 算法与基于哈达玛散斑的鬼成像相结合,获得与重构图像对应的压缩比例,从而实现低采样次数、短重构时间的高质量图像重构。

3 基于压缩感知不同重构算法的哈达玛鬼成像

3.1 数值模拟

现阶段研究的亚采样哈达玛鬼成像大多是通过调整哈达玛散斑序列来实现压缩感知的鬼成像。本研究将重构算法应用到哈达玛鬼成像中,观察二者的结合对成像质量的影响。选取 SP 算法和 OMP 算法进行相应的数值模拟。在数值模拟过程中,首先选取待测物体尺寸为 32 pixel × 32 pixel 的五角星图像,如图 2 所示。由所选待测物体图片尺寸可知,完备迭代次数为 1024 次。随后使用哈达玛矩阵作为图像的稀疏化矩阵,采用 SP 算法与 OMP 算法作为压缩感知重构算法,选取不同的稀疏度 K 进行图像重构并评价重构图像的质量。在模拟过程中,稀疏度 K 分别选取为完备迭代次数的 4.9%、9.8%、14.6%、19.5% 和 24.4%。图 3 所示为稀疏度 K 为 19.5% 即重构次



图 2 原始五角星图像

Fig. 2 Original image of five-pointed star

数取 200 次时,计算鬼成像方案恢复的图像,图 4 和图 5 所示分别为使用 SP 算法和 OMP 算法,并选取不同重构次数时哈达玛鬼成像恢复的图像。

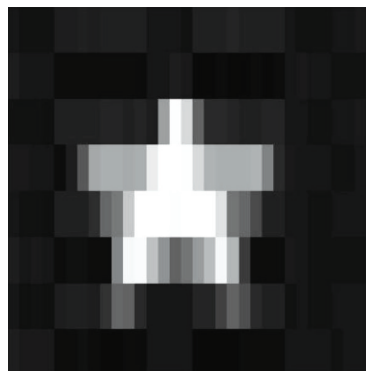


图 3 重构次数为 200 次, $K=19.5\%$ 时使用关联算法的 CGI 重构五角星图像

Fig. 3 CGI reconstructed image of five-pointed star using the correlation algorithm when the reconstruction times is 200 and $K=19.5\%$

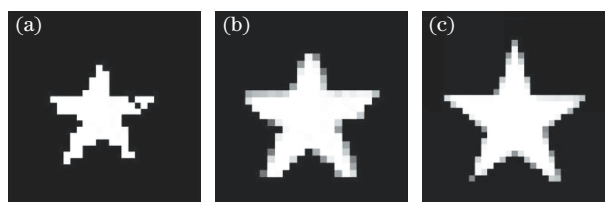


图 4 光源为哈达玛散斑时,使用 SP 重构算法的压缩感知哈达玛鬼成像重构五角星图像。(a) 迭代次数为 100 次, $K=9.8\%$; (b) 迭代次数为 150 次, $K=14.6\%$; (c) 迭代次数为 200 次, $K=19.5\%$

Fig. 4 CSHGI reconstructed images of five-pointed star using SP reconstruction algorithm when the light source is Hadamard speckle. (a) The number of iterations is 100 and $K=9.8\%$; (b) the number of iterations is 150 and $K=14.6\%$; (c) the number of iterations is 200 and $K=19.5\%$

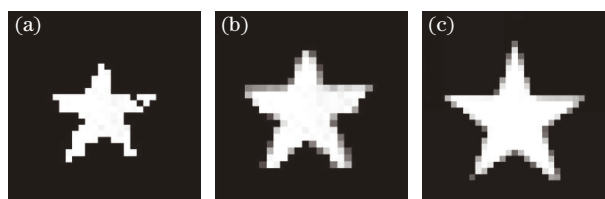


图 5 光源为哈达玛散斑时,使用 OMP 重构算法的压缩感知哈达玛鬼成像重构五角星图像。(a) 迭代次数为 100 次, $K=9.8\%$; (b) 迭代次数为 150 次, $K=14.6\%$; (c) 迭代次数为 200 次, $K=19.5\%$

Fig. 5 CSHGI reconstructed images of five-pointed star using OMP reconstruction algorithm when the light source is Hadamard speckle. (a) The number of iterations is 100 and $K=9.8\%$; (b) the number of iterations is 150 and $K=14.6\%$; (c) the number of iterations is 200 and $K=19.5\%$

从图 3 可以看出,若选择编码优化后的哈达玛散斑作为光源,并将其代入鬼成像关联算法中,当迭代次数为 200 次即稀疏度为 19.5% 时,此时待测物体无法被清晰重构。从图 4 和图 5 可以看出:使用压缩感知重构算法对图像进行重构,当迭代次数为 100 次,即稀疏度为 9.8% 时,待测物体的基本信息得到恢复;当迭代次数为 200 次,即稀疏度为 19.5% 时,可重构出较为清晰的原始图像。此外,本研究还尝试对较为复杂的灰度图像进行仿真模拟。选取待测物体尺寸为 64 pixel×64 pixel 的灰度字母 CUST 图像,如图 6 所示。由所选待测物体图片尺寸可知,完备迭代次数为 4096 次。稀疏度 K 分别选择完备迭代次数的 9.8%、14.6%、19.5%、24.4%、29.3% 进行模拟仿真。图 7 所示为稀疏度 K 为 24.4% 即重构次数为 1000 次时计算鬼成像方案恢复的图像,图 8 和图 9 所示分别为使用 SP 算法和 OMP 算法,选取不同迭代次数时哈达玛鬼成像方案恢复的图像。



图 6 原始 CUST 图像

Fig. 6 Original image of CUST

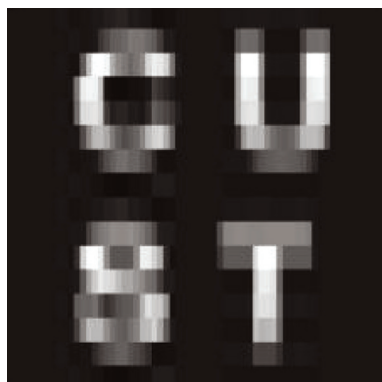


图 7 重构次数为 1000 次, $K=24.4%$ 时使用关联算法的 CGI 重构 CUST 图像

Fig. 7 CGI reconstructed image of CUST using the correlation algorithm when the reconstruction times is 1000 and $K=24.4%$

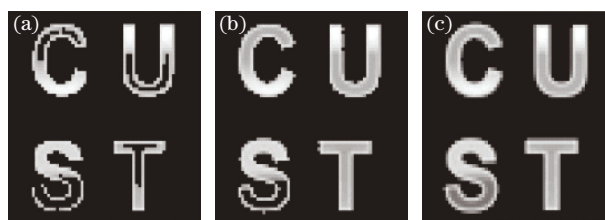


图 8 光源为哈达玛散斑时,使用 SP 重构算法的压缩感知哈达玛鬼成像方案的重构图像。(a) 迭代次数为 600 次, $K=14.6%$; (b) 迭代次数为 800 次, $K=19.5%$; (c) 迭代次数为 1000 次, $K=24.4%$

Fig. 8 CSHGI reconstructed images of CUST using SP reconstruction algorithm when the light source is Hadamard speckle. (a) The number of iterations is 600 and $K=14.6%$; (b) the number of iterations is 800 and $K=19.5%$; (c) the number of iterations is 1000 and $K=24.4%$

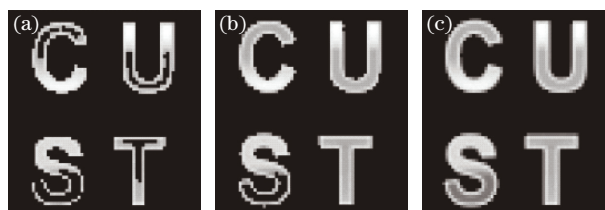


图 9 光源为哈达玛散斑时,使用 OMP 重构算法的压缩感知哈达玛鬼成像方案重构 CUST 图像。(a) 迭代次数为 600 次, $K=14.6%$; (b) 迭代次数为 800 次, $K=19.5%$; (c) 迭代次数为 1000 次, $K=24.4%$

Fig. 9 CSHGI reconstructed images of CUST using OMP reconstruction algorithm when the light source is Hadamard speckle. (a) The number of iterations is 600 and $K=14.6%$; (b) the number of iterations is 800 and $K=19.5%$; (c) the number of iterations is 1000 and $K=24.4%$

从图 7 可以看出,若选择编码优化后的哈达玛散斑作为光源,并将其代入鬼成像关联算法中,当重构次数为 1000 次,即稀疏度为 24.4% 时,从重构图像中仅能看出待测物体的基本轮廓,图像的具体细节则无法被清晰重构。从图 8 和图 9 可以看出:使用压缩感知重构算法对图像进行重构,当迭代次数为 600 次,稀疏度为 14.6% 时,待测物体的边缘信息得到基本恢复;当迭代次数为 1000 次,稀疏度为 24.4% 时,可重构出较为清晰的原始图像。综合上述信息可以得出以下结论:使用哈达玛散斑作为光源比使用随机散斑需要更少的迭代次数,所重构的待测物体图像更清晰;采用压缩感知重构算法的鬼成像方案比鬼成像关联成像方案更有优势,这是因为压缩感知鬼成像方案的重构次数较少,可在成像过程中节省了大量的时间。因此,基于压缩感知的哈达玛鬼成像的优势更明显。

随后,对两种算法重构图像的质量进行对比分析:先比较相同迭代次数下两种算法所需的重构时间,再通过改变迭代次数观察图像的重构效果,同时选取结构相似性(structural similarity, SSIM)指标作为图像重构结果的评价标准。

$$S_{SSIM} = L(X, Y) \times C(X, Y) \times S(X, Y), \quad (4)$$

式中: $L(\cdot)$ 为亮度变化指标; $C(\cdot)$ 表示差异变化指标; $S(\cdot)$ 为结构变化指标。

$$L(X, Y) = \frac{2u_X u_Y + C_1}{u_X^2 + u_Y^2 + C_1}, \quad (5)$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_X \sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2}, \quad (6)$$

$$S(X, Y) = \frac{\sigma_{XY} + C_3}{\sigma_X \sigma_Y + C_3}, \quad (7)$$

式中: X 和 Y 分别为初始图像数据和重构图像数据; u_X 和 u_Y 表示图像的均值; σ_X 、 σ_Y 为图像的标准差; σ_X^2 、 σ_Y^2 表示图像的方差; σ_{XY} 为图像的协方差; C_1 、 C_2 和 C_3 为常数,通常情况下, $C_1 = (K_1 \times L)^2$, $C_2 = (K_2 \times L)^2$, $C_3 = C_2/2$, $K_1 = 0.01$, $K_2 = 0.03$, $L = 255$ 。

表 1 和表 2 所示分别为使用不同待测物体,选取不同的稀疏度,使用两种算法重构成像时的各项数据。从表 1 和表 2 可以看出:在不同的迭代次数下,OMP 算法的运行时间均比 SP 算法少;随着稀疏度的增加,两种算法的时间差也逐渐增大,尤其是当待测物体为灰度图像,且其迭代次数为 1200 次时,OMP 算法的重构时间仅为 SP 算法的 1/4,即 OMP 算法在图像重构过程中花费的时间明显少于 SP 算法。同时,由上述图像评价指标的表达式可知,SSIM 作为比较两幅图像是否相似的评价指标,从图像构成的角度出发,将使用亮度、对比度和结构相似程度这 3 个因素作为参数指标对图像信息进行分析。使用均值代表亮度,标准差表示对比度,协方差表征结构相似程度^[27]。SSIM 值越接近 1,图像还原度越高。由于二值图像(即前文所述的五角星图像)在重构过程中使用的迭代次数较少,不能明显地比较出两种算法的适用条件,因此对字母 CUST 的灰度图像进行进一步分析。从表 2 可以看出,在 400~1200 次的迭代次数下,SP 算法和 OMP 算法的 SSIM 值都呈逐渐增加趋势,但在不同稀疏度下 SP 算法得到的 SSIM 值均比 OMP 算法大,尤其是当迭代次数为 1200 次时,使用 SP 算法的 SSIM 值为 0.9369,与 1 的差值不足 0.1;而使用 OMP 算法的 SSIM 值为 0.8840,与 1 的差值大于 0.1。由此

可以看出,在不断提升迭代次数的过程中,两种算法的 SSIM 值都向 1 靠近,但是 SP 算法的 SSIM 值均高于 OMP 算法。因此,结合表 1 和表 2 可以得出以下结论:在对待测物体进行重构时,若追求更高的成像质量,则选择 SP 算法作为实验过程的重构算法;若想在较短的时间内对待测物体进行重构,应选择 OMP 算法。因为本研究的主要目的是提升成像速度,所以在恢复待测物体重构算法的选择上,将 OMP 算法与哈达玛鬼成像结合更具优势。

表 1 待测物体为二值图像时,使用两种算法的重构结果对比

Table 1 Comparison of reconstruction results using two algorithms when the object to be measured is a binary image

Number of iterations	50	100	150	200	250
$K/\%$	4.9	9.8	14.6	19.5	24.4
T_{SP}/s	0.343	0.543	1.559	3.094	7.594
T_{OMP}/s	0.172	0.266	0.734	1.563	2.266
$S_{SSIM-SP}$	0.2552	0.3534	0.5047	0.6888	0.7597
$S_{SSIM-OMP}$	0.2277	0.3316	0.4368	0.6820	0.7476

表 2 待测物体为灰度图像时,使用两种算法的重构结果对比

Table 2 Comparison of reconstruction results using two algorithms when the object to be measured is a gray-scale image

Number of iterations	400	600	800	1000	1200
$K/\%$	9.8	14.6	19.5	24.4	29.3
T_{SP}/s	79.058	267.336	391.707	666.890	1052.539
T_{OMP}/s	16.062	41.221	82.532	157.416	254.331
$S_{SSIM-SP}$	0.5449	0.6908	0.8552	0.9255	0.9369
$S_{SSIM-OMP}$	0.5165	0.6722	0.7954	0.8504	0.8840

3.2 实验验证

基于压缩感知的哈达玛鬼成像实验系统如图 10 所示,图 11 为待测物体。整个实验系统包括计算机、光源、成像物体、透镜和桶探测器。本实验首先选取 1024 幅尺寸为 32 pixel×32 pixel 的哈达玛散斑图像作为照明图样,通过调节投影仪使散斑照射在待测物体上,随后穿过物体的透射光被桶探测器接收,通过在计算机上将探测结果进行压缩感知运算,实现对待测物体的重构。图 12 和图 13 所示分别为使用 SP 重构算法和 OMP 重构算法的哈达玛鬼成像实验结果。可以明显看到:当迭代次数取 200 次,即稀疏度为 19.5%时,使用两种算法恢复的图像均获得较好的成像效果。表 3 所示为基于 SP 算法和 OMP 算法的哈达玛鬼成像的各项

数据对比,其中包含在不同的稀疏度下,各算法对应的重构时间和结构相似性数值。从表 3 可以看到,在不同迭代次数下,使用 OMP 算法均比 SP 算法更节约时间。最后,结合结构相似性指标评判标准的分析结果,随着迭代次数的增加,两种算法的 SSIM 值均逐渐增加并接近 1,但 SP 算法的 SSIM 值始终更大一些。以上实验结果表明,本次实验结果与模拟结果相吻合。

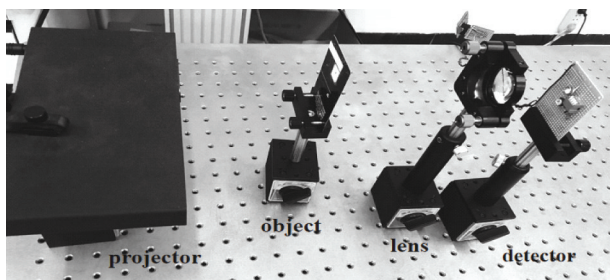


图 10 CSHGI 实验系统示意图

Fig. 10 Schematic of CSHGI experiment



图 11 实验中的待测物体

Fig. 11 Object to be measured in the experiment

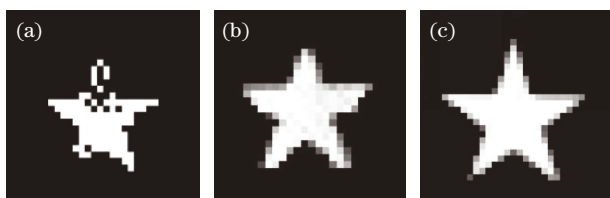


图 12 在哈达玛散斑情况下,使用 SP 重构算法的压缩感知鬼成像方案的实验重构图像。(a)迭代次数为 100 次, $K=9.8\%$; (b)迭代次数为 150 次, $K=14.6\%$; (c)迭代次数为 200 次, $K=19.5\%$

Fig. 12 CSHGI reconstructed images using the SP reconstruction algorithm with Hadamard speckle in the experiment. (a) The number of iterations is 100 and $K=9.8\%$; (b) the number of iterations is 150 and $K=14.6\%$; (c) the number of iterations is 200 and $K=19.5\%$

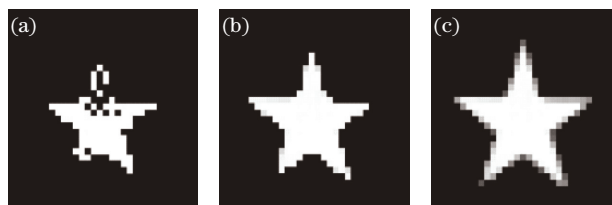


图 13 在哈达玛散斑情况下,使用 OMP 重构算法的压缩感知鬼成像方案的实验重构图像。(a)迭代次数为 100 次, $K=9.8\%$; (b)迭代次数为 150 次, $K=14.6\%$; (c)迭代次数为 200 次, $K=19.5\%$

Fig. 13 CSHGI reconstructed images using the OMP reconstruction algorithm with Hadamard speckle in the experiment. (a) The number of iterations is 100 and $K=9.8\%$; (b) the number of iterations is 150 and $K=14.6\%$; (c) the number of iterations is 200 and $K=19.5\%$

表 3 两种算法的实验重构结果对比

Table 3 Comparison of reconstruction results of two algorithms in the experiment

Number of iterations	50	100	150	200	250
$K/\%$	4.9	9.8	14.6	19.5	24.4
T_{SP}/s	0.173	0.642	1.572	3.671	6.678
T_{OMP}/s	0.163	0.321	0.703	1.412	2.310
$S_{SSIM-SP}$	0.2051	0.3900	0.4949	0.6396	0.7379
$S_{SSIM-OMP}$	0.1268	0.2903	0.4240	0.6184	0.7215

4 结 论

相较于传统鬼成像,哈达玛鬼成像有高质量重构图像的能力,但仍需较长的实验时间和重构次数。因此,将压缩感知与哈达玛鬼成像相结合,并提出基于 SP 算法和 OMP 算法的哈达玛鬼成像方案。加入压缩感知重构算法的哈达玛鬼成像不仅提升了重构速度,缩短了成像时间,还提升了图像质量。同时,由 SP 算法与 OMP 算法的数值模拟和实验验证对比分析可知,基于 OMP 算法的压缩感知哈达玛鬼成像所需的重构时间更短,而基于 SP 算法的压缩感知哈达玛鬼成像的重构图像质量更高。因此,将 OMP 算法与哈达玛鬼成像相结合,不仅提升了成像速度,提高了成像质量,还对于推动计算鬼成像的广泛应用具有重大意义。

参 考 文 献

- [1] Klyshko D N. Combine EPR and two-slit experiments: interference of advanced waves [J]. Physics Letters A, 1988, 132(6/7): 299-304.
- [2] 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.
- [3] Shapiro J H. Computational ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.
- [4] Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y. Ghost imaging with a single detector[J]. *Physical Review A*, 2009, 79(5): 053840.
- [5] Jin H Q, Shi J H, Peng J Y, et al. Looking around corners and through turbid media with projector[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 0511006.
金浩强, 石剑虹, 彭进业, 等. 基于投影仪的“街角成像”和穿透散射介质成像[J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 0511006.
- [6] Tang W Z, Cao Z W, Shi J H, et al. Back-side correlation imaging with digital micro mirror [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0511004.
唐文哲, 曹正文, 石剑虹, 等. 基于数字微镜器件的“后视”关联成像 [J]. *光学学报*, 2015, 35(5): 0511004.
- [7] Tao Y, Wang X X, Yan G Q, et al. Computational ghost imaging method based on Tikhonov regularization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021016.
陶勇, 王肖霞, 闫国庆, 等. 基于 Tikhonov 正则化的计算鬼成像方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021016.
- [8] Zhang L H, Yuan X, Zhang D W. Research on ghost imaging based on laser projector and Hadamard matrix in classroom [J]. *Applied Laser*, 2018, 38(5): 879-883.
张雷洪, 袁晓, 张大伟. 在课堂上实现基于激光投影仪和哈达玛矩阵的关联成像研究 [J]. *应用激光*, 2018, 38(5): 879-883.
- [9] Wang L, Zhao S M. Fast reconstructed and high-quality ghost imaging with fast Walsh-Hadamard transform[J]. *Photonics Research*, 2016, 4(6): 240-244.
- [10] Li Y, Chen H X, Sang A J, et al. Four-dimensional matrix Walsh transform for lossless compression of color video[J]. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2010, 17(3): 123-128.
- [11] Zhou C, Huang H Y, Liu B, et al. Hybrid speckle-pattern compressive computational ghost imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0911001.
周成, 黄贺艳, 刘兵, 等. 基于混合散斑图的压缩计算鬼成像方法研究 [J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0911001.
- [12] Sun M J, Meng L T, Edgar M P, et al. A Russian Dolls ordering of the Hadamard basis for compressive single-pixel imaging [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 3464.
- [13] Yu W K. Super sub-Nyquist single-pixel imaging by means of cake-cutting Hadamard basis sort [J]. *Sensors*, 2019, 19(19): 4122.
- [14] Donoho D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [15] Candès E J, Wakin M B. A introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [16] Baraniuk R G. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118-121.
- [17] Candès 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.
- [18] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [19] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [20] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y. Compressive ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 95(13): 131110.
- [21] Zhao C Q, Gong W L, Chen M L, et al. Ghost imaging lidar via sparsity constraints [J]. *Applied Physics Letters*, 2012, 101(14): 141123.
- [22] 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.
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.
- [23] Feng W, Zhao X D, Tang S J, et al. Compressive computational ghost imaging method based on region segmentation [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 101105.
冯维, 赵晓冬, 汤少靖, 等. 基于区域分割的压缩计算鬼成像方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 101105.
- [24] Yan G Q, Yang F B, Wang X X, 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.
- [25] Romberg J. Imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 14-20.
- [26] Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. Comptes Rendus Mathématique, 2008, 346(9/10): 589-592.
- [27] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.