

文章编号 1004-924X(2015)01-0288-07

基于压缩感知归一化关联成像实现目标重构

郭树旭¹, 张 驰¹, 曹军胜², 钟 菲³, 鄧峰利^{1*}

(1. 吉林大学 集成光电子学国家重点联合实验室, 电子科学与工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

3. 长春工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要:在归一化关联成像的基础上,结合压缩感知理论,提出了基于压缩感知的归一化关联成像方法。该方法首先对物臂的桶探测值进行归一化处理,并由散斑场构造测量矩阵;然后采用正交匹配追踪算法,在低测量次数下高质量地还原出了物体的像。实验中采用灰度图像及二值图像作为成像目标,以峰值信噪比作为衡量标准,分别对传统关联成像,归一化关联成像及压缩感知归一化关联成像的重构效果进行了量化对比。仿真实验结果表明,对于细节较为丰富的灰度图像,压缩感知归一化关联成像的峰值信噪比较传统方法高 6 dB 左右,比归一化关联成像方法提高了 2 dB 左右;对于细节较少的二值图像,其峰值信噪比较归一化关联成像法高 3.4~4.3 dB,比传统法高 5.2~6.5 dB。最后,采用实际电荷耦合元件测得的散斑场构造了测量矩阵,实验结果进一步验证了基于压缩感知的归一化关联成像算法能提高重构质量。

关键词:关联成像;压缩感知;峰值信噪比;图像重构

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152301.0288

Object reconstruction by compressive sensing based normalized ghost imaging

GUO Shu-xu¹, ZHANG Chi¹, CAO Jun-sheng², ZHONG Fei³, GAO Feng-Li^{1*}

(1. *State Key Laboratory on Integrated Optoelectronics,*

College of Electronic Science and Engineering,

Jilin University, Changchun 130012, China;

2. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*

Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

3. *Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China)*

** Corresponding author, E-mail: gaofl@jlu.edu.cn*

Abstract: According to compressive sensing theory, a compressive sensing based normalized ghost imaging method was proposed. Firstly, the measurements of a bucket detector were normalized, and the measurement matrix was constructed with speckle fields. Then, the object image was

收稿日期:2014-08-25;修订日期:2014-10-17.

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金资助项目(No. 61204055);吉林省科技发展计划青年科研基金资助项目(No. 20130522188JH);吉林省科技发展计划自然科学基金资助项目(No. 20140101175JC)

reconstructed with a low number of measurements by adopting orthogonal matching pursuit method. Several experiments were performed by using gray-scale images and binary images respectively as the imaging targets and the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) as the yardstick. The reconstruction effects were quantized and compared for traditional Ghost Imaging (GI), Normalized Ghost Imaging (NGI) and Compressive Sensing based Normalized Ghost Imaging (CSNGI) respectively. The simulation results indicate that the PSNR of CSNGI is about 6 dB and 2 dB higher than those of GI and NGI on gray-scale images with more details, and 3.4-4.3 dB and 5.2-6.5 dB higher than those of NGI and GI for binary images with less details, respectively. Finally, the actual speckle field measured by Charge Coupled Devices (CCDs) was used to construct the measurement matrix, and the experiment results also further indicate that the CSNGI improves the reconstruction quality greatly.

Key words: ghost imaging; compressive sensing; Peak Signal to Noise Ratio (PSNR); image reconstruction

1 引 言

关联成像也称“鬼”成像 (Ghost Imaging, GI), 是一种新兴的成像方法。与传统成像方法相比, 它能够在复杂及特殊环境下还原物体图像, 在医学, 军事, 天文, 遥感等领域有着广泛的应用前景^[1-10]。在传统的光学成像系统中, 成像系统受探测端有限视图的约束, 而关联成像中的探测和成像可以分离, 从而可实现非局域成像。起初的关联成像是基于量子光学理论的纠缠光子对的研究方案^[1-2], 后来, 研究人员发现利用赝热光源也能实现关联成像^[3], 这个研究成果大大推动了关联成像由理论研究向实验应用发展, 并由此萌发出了许多新的研究成果^[4-12]。文献^[13]观察到了赝热光的亚波长干涉现象。中科院物理所 Zhai Y. H. 等观察到了真热光 (钨灯) 的亚波长干涉现象^[14], 这意味着真热光源也能实现关联成像, 使得关联成像的工作环境更加简单, 距实用化更近一步。随后学者们又提出了一些改进方法, 例如 Ferri 等提出的差分关联成像 (Differential Ghost Imaging, DGI) 方法^[5], 该方法从关联成像信噪比公式出发, 选用物体的交流分量被散斑场调制后的总光强作为桶探测值, 从而大大降低了环境噪声对成像的影响, 减少了采样次数, 而且对强透光物体也能获得较好的信噪比。SUB B 等提出了归一化关联成像 (Normalized Ghost Imaging, NGI)^[6], 该方法利用归一化之后的每一个单独的测量值代替原值, 可以更加直观地减小外部噪声对成像的干扰, 在信噪比上也能达到

DGI 的水平, 甚至优于 DGI。然而, 无论是 DGI, 还是 NGI, 都需要大量的测量次数才能得到较高的信噪比。但近年来新兴的压缩感知 (Compressive Sensing, CS) 理论可以较好地弥补这一不足。

CS 理论实现了远低于 Nyquist 采样频率下对信号的采样和重构^[15-21]。CS 的采样频率较低, 可以在节约硬件传输和存储成本的同时, 降低计算复杂度, 因此, 在成像领域也得到了成功的应用^[8-12, 18, 22-24]。文献^[22]首次把压缩感知理论用于光声成像技术中 (Photoacoustic Imaging, PAI), 对原有的数据采集与图像重构方案进行了改进, 从而减少了超声换能器的机械扫描次数, 获得了较理想的成像效果; 文献^[23]实现了基于 CS 的单像素相机; 文献^[24]利用 CS 理论实现了相对较少数据采集量下的极弱光计数成像。另外, 关于将压缩感知运用到传统关联成像方面的研究也有文献报道, 文献^[8-9]分别利用空间激光调制器 (Spatial Laser Modulator, SLM) 和数字微镜器件 (Digital Micromirror Device, DMD) 实现了单臂关联成像的压缩感知重构, 虽然与传统的双臂关联成像装置相比精度提高了不少, 但是实验成本较高; 文献^[10]把 CS 用于实际双臂关联成像中, 发现信号的稀疏性越好其重构效果越好; 文献^[11]将 CS 应用到差分关联成像中, 通过仿真实验证明了重构图像信噪比有所提高。

本文利用 CS 可以在低采样率下高质量还原信号的优点, 将其与 NGI 方法相结合, 应用到归一化关联成像的目标重构中。分别采用灰度图像及二值图像作为成像目标, 用计算机仿真散斑场

和实际测量散斑场构造测量矩阵进行实验。

2 成像原理及目标重构方法

基于压缩感知的归一化关联成像(CSNGI)示意图如图 1 所示,其中,虚线部分为传统关联成像方法,可以用半导体激光器作为光源,计算机控制毛玻璃旋转产生不同的散斑场,光经过一个 50 : 50 的分束棱镜被分成物臂(透射光束)和参考臂(反射光束)两束光路。其中透射光束 a 经过透射系数为 $T(x, y)$ 的物体后被调制,再由桶探测器 B 接收,第 n 次测量值记为 B_n ; 反射光束 b 直接由位于 Z_2 ($Z_1 = Z_2$) 处的电荷耦合器件(CCD)接收,其散斑场的光强分布 $I(x, y)$ 被记录下来,第 n 次测量记为 $I_n(x, y)$,通过计算机将 $I_n(x, y)$ 各元素求和后得到总光强 R_n 。利用 NGI 方法对 B_n 进行归一化处理得到 y_n ,最后分别以测量向量 y_n 和 N 次测量的散斑场 $I(x, y)$ 按行排列组成的测量矩阵作为输入,通过 omp 算出物体透射系数 $T(x, y)$,即还原出物体的像。

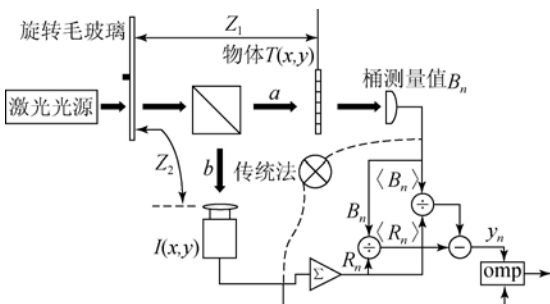


图 1 CSNGI 系统示意图

Fig. 1 Schematic of CSNGI system

传统关联成像的重构公式可以表示为^[8]:

$$T_{GI}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (B_n - \langle B_n \rangle) I_n(x, y), \quad (1)$$

其中: $B_n = \iint I_n(x, y) T(x, y) dx dy$, 即第 n 幅散斑场经物体 T 调制后的总光强; $\langle B_n \rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N B_n$ 为 N 次测量总光强的平均值。这样,通过物臂测量得到的 B_n 和参考臂获得的散斑场图像 I_n 直接进行关联运算,即可还原出物体图像,这就是传统关联成像的算法,然而由于受背景环境噪声的影

响,对噪声比较敏感的 B_n 将出现较大偏差,从而影响图像重构效果,只有通过大量的测量才能提高图像的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)。

NGI 算法的图像重构公式为^[6]:

$$T_{NGI}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{B_n}{R_n} - \frac{\langle B_n \rangle}{\langle R_n \rangle} \right] I_n(x, y). \quad (2)$$

在测量次数较多时有 $\frac{\langle B_n \rangle}{\langle R_n \rangle} \approx \frac{B_n}{R_n}$, NGI 算法

对 B_n 进行归一化处理后,用其代替原来的测量值,以降低对外部噪声的敏感程度,从而提高了 SNR。NGI 与 GI 的 SNR 之比为:

$$\frac{SNR_{NGI}}{SNR_{GI}} = 1 + \frac{\bar{T}^2}{\bar{T}^2 - \overline{\delta T^2}}, \quad (3)$$

其中: \bar{T} 为物体透射系数 T 的平均值, $\bar{T}^2 - \overline{\delta T^2} = \overline{\delta T^2}$ 则为方差。由于该比值恒大于 1,所以 NGI 的信噪比一定比 GI 的大。特别是当 $\overline{\delta T^2} \ll \bar{T}^2$ 时,也就是强透射型物体时,NGI 提高的效果较 GI 有较多程度的改善。然而无论是 GI 还是 NGI,都需要在较多的测量次数 N 下才能获得较好的信噪比,重构出较为清晰的图像,这不仅使得成像耗时过长,而且对数据的采集、存储及处理的硬件要求较高,很大程度上限制了关联成像的实际应用。因此,如何能在较少测量次数下还原出高信噪比物体的像还有待研究。近年来兴起的 CS 打破了 Nyquist 采样定律的约束,只要原始信号是稀疏的或可稀疏的,CS 就能够在低采样次数下,很好地还原出原始信号。CS 理论的测量过程可以被描述为^[19-20]:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}, \quad (4)$$

其中: $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为待重构的原始信号(待测向量), $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为一 M 行 N 列矩阵,称为测量矩阵; \mathbf{y} 为对应 \mathbf{x} 在测量矩阵观测下的 M 次测量值,理论上当 $M \ll N$ 时,方程(4)有无穷多解。但如果 \mathbf{x} 是可稀疏的或者在某一变换域下是可稀疏的,那么在满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)^[26],即测量矩阵与正交变换基矩阵不相关时,则可以通过求解数学凸优化(Optimization)问题较好地重构原始信号^[19],即:

$$\min \| \mathbf{y} - \Phi \Psi^H \mathbf{f} \|_2 + \lambda \| \mathbf{f} \|_1, \quad (5)$$

式中: $\| \cdot \|_p$ 表示向量的 l_p 范数。理论上,如果

f 是 K 稀疏的,在 $M \approx 4K$ 或 $M \geq K \log_2 \left\{ \frac{N}{K} \right\}$ 时,就可以完美地重构原始信号。式(5)中 $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为正交变换矩阵; $f = \Psi x$ 为 x 在变换域下的稀疏表示,式(4)可等价于式(6):

$$y = \Phi x = \Phi \Psi^H f = Gf, \quad (6)$$

其中: G 又称为传感矩阵。则式(5)就转化为式(7):

$$\min \| y - Gf \|_2 + \lambda \| f \|_1. \quad (7)$$

解出 \hat{f} 后,再通过反变换 $\hat{x} = \Psi^H \hat{f}$ 即可获得原始信号的精确估计。自然界的图像一般都是可稀疏的,或者在某种变换域下是稀疏的,这就为 CS 在关联成像中的应用提供了可能性。

在 CSNGI 系统中,透射系数 T 为 $k \times k$ 矩阵,参考臂在 n 次测量时得到的散斑场为 $I_n(x, y)$,将 $I_n(x, y)$ 按行排列得到一个 $1 \times k^2$ 的行向量。由 N 次测量得到的散斑场的行向量组合成 $N \times k^2$ 的测量矩阵,即为 Φ :

$$\Phi = \begin{bmatrix} I_1(1,1) & I_1(1,2) & \cdots & I_1(k,k) \\ I_2(1,1) & & \ddots & I_2(k,k) \\ \vdots & & & \vdots \\ I_N(1,1) & I_N(1,2) & \cdots & I_N(k,k) \end{bmatrix}. \quad (8)$$

利用在物臂端的桶探测值 B_n 和参考臂端的散斑场光强值 R_n ,由 NGI 算法得到:

$$y_n = \frac{B_n}{R_n} - \frac{\langle B_n \rangle}{\langle R_n \rangle}. \quad (9)$$

N 次测量得到的 y_n 值构成了测量向量 y 。

$$y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T. \quad (10)$$

采用离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT),快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 或者离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 构造变换矩阵 Ψ ,也就得到了传感矩阵 G ,利用 Φ 和 y 求解出的信号 x 为经过 NGI 算法处理后的关于透射系数的差分分量,求解式(7)后再进行反变换及灰度变换即得到 T 。

3 数值仿真结果分析

本文使用的散斑场由 Matlab 仿真生成,散斑

大小为 45 pixel,并且满足高斯分布,从而保证了所得的测量矩阵 Φ 满足 RIP 准则^[25-26],选用 DCT 作为变换基矩阵,利用正交匹配追踪法 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 来求解凸优化问题^[27],再进行逆变换得到原图像。分别选用 128 pixel \times 128 pixel 的灰度图像 (Lena, Cat) 和二值图像 (Horse, “吉”) 作为目标物体进行仿真。灰度图像的仿真结果如图 2 所示,其中,图 2(a)、2(e) 均为原图像,图 2(b)、2(f) 是 GI 测量 16 000 次下的重构效果,可以看出在如此大量的测量次数下,传统法的还原效果依旧很差,图像几乎全被噪声覆盖了;图 2(c)、2(g) 是 NGI 在测量 8 000 次下的还原效果,相比 GI 来说,在测量次数减半的情况下,其还原效果依旧有较大的改善,但整幅图像只有大概的轮廓;图 2(d)、2(h) 是 CSNGI 在测量 4 000 次下的还原图像,不难发现,和 NGI 相比,CSNGI 抑制了图像部分背景噪声的影响,图像一些细节更加清晰了,显而易见效果要比 GI 和 NGI 出色很多。

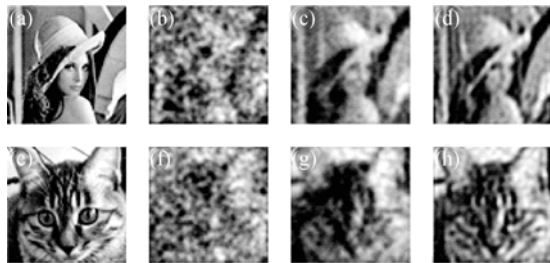


图 2 灰度图像的 GI,NGI 和 CSNGI 重构比较

Fig. 2 Comparison of reconstruction results on grayscale images for GI, NGI and CSNGI

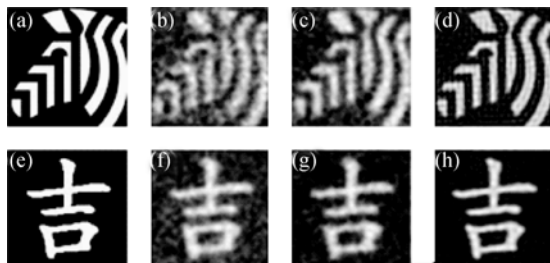


图 3 二值图像的 GI,NGI 和 CSNGI 重构比较

Fig. 3 Comparison of reconstruction results on binary images for GI, NGI and CSNGI

图 3 为二值图像的仿真结果,其中图 3(a)、

3(e)为原图像,图 3(b)、3(f)是 GI 在 16 000 次测量下的还原图像,由图可知,虽然能有图像轮廓,但是噪声干扰十分严重,影响观看效果;8 000 次 NGI 还原图像结果为图 3(c)和图 3(g),与 GI 结果相比,它们的图像细节变得清晰了,但是噪声依旧存在;3(d)和 3(h)是 CSNGI 在 4 000 次测量下的还原效果,其基本恢复了原图像,相比 GI 和 NGI 来说优势明显。通过在上述灰度图像和二值图像上采用不同算法进行还原的对比结果可以发现,在测量次数依次减半的情况下,NGI 的重构效果优于 GI,而 CSNGI 又要优于 NGI;对于细节较为丰富的灰度图像,CSNGI 相比 GI 有较大改善,相比 NGI 有部分改善;对于细节比较少的二值图像,CSNGI 相比 GI 和 NGI 均有较为显著的改善。这进一步说明 CSNGI 确实能在减少测量次数的同时,得到较为出色的重构效果。

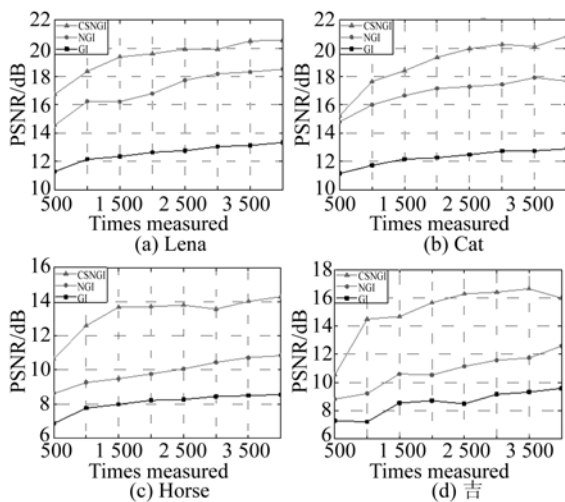


图 4 灰度图像及二值图像的 PSNR 曲线

Fig. 4 PSNR curves of grayscale and binary images

为了定量分析 3 种算法的重构效果,以及评价重构图像的质量,本文选用峰值信噪比 (PSNR)作为衡量标准,即:

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \left[\frac{(2^m - 1)^2}{\text{MSE}} \right], \quad (11)$$

其中:MSE 代表原图像与重构图像之间的均方误差,仿真用的是 0~255 的灰度图像,故 $m=8$ 。成像目标分别为灰度图像 Lena、Cat 及二值图像 Horse、‘吉’,对 4 个目标分别采用 GI,NGI 和 CSNGI 方法进行重构,并计算每次重构所得图像

的 PSNR,计算如图 4 所示。由图 4 可以看出,3 种算法的 PSNR 整体上都是随测量次数的增大而增大的,其中,图 4(a)、4(b)的灰度图像曲线中 NGI 的 PSNR 曲线比 GI 高出较多;而图 4(c)、4(d)二值图像中 NGI 和 GI 的 PSNR 曲线较为接近,但 CSNGI 的 PSNR 高出两者较多,这也和图 2 和图 3 的分析结果是一致的。为了进一步比较上述结果,先分析灰度图像 Lena 的 PSNR 曲线,如图 4(a)所示,由图可知,NGI 最多能提高 5.2 dB,而 CSNGI 比 NGI 又能平均高出 2 dB 左右。对于灰度图像 Cat,由图 4(b)可知,NGI 最多能比 GI 高出 5.17 dB,CSNGI 最多能比 NGI 高出 3.17 dB;对于二值图像 Horse 的仿真结果,在图 4(c)中,NGI 最多能比 GI 高出 2.29 dB,CSNGI 能比 NGI 最多高出 4.2 dB。“吉”结果如图 4(d)所示,NGI 能比 GI 高出 3 dB,而 CSNGI 能比 NGI 最多高出 5.3 dB。最后,计算 CSNGI 相比 NGI 和 GI 在 PSNR 的提高量的平均值,结果如表 1 所示。从表中数据可以发现,采用 CSNGI 进行重构的 PSNR 相比 GI 的提高显著,而相比 NGI 方法,对于灰度图像重构仅有少量提高,对于二值图像重构能有较大提高。

表 1 CSNGI 的 PSNR 比 NGI、GI 的平均高出量

Tab. 1 Average PSNR increments by comparing CSNGI with NGI and GI (dB)

	Lena	Cat	Horse	‘吉’
平均比 NGI 高出值	2.31	2.11	3.4	4.32
平均比 GI 高出值	6.79	6.71	5.24	6.56

为了比较 CSNGI 和不进行归一化处理的压缩感知关联成像 (Compressive-sensing Ghost Imaging, CGI) 的重构效果,选用 Lena 图像作为重构目标,100~1 000 次测量下重构图像的 PSNR 结果如图 5 所示,其中 N-CSNGI 为非稀疏域 (Non-sparse) 下的 CSNGI, N-CGI 为非稀疏域下的 CGI。由图 5 可以看出,在测量次数小于等于 1 000 时,CSNGI 和 CGI 重构图像的 PSNR 基本相当,CSNGI 略占优势,但是在非稀疏域下, N-CGI 的 PSNR 曲线波动十分明显,而 N-CSNGI 的曲线则较为平坦,且 N-CSNGI 的 PSNR 要明

显高于 N-CGI,说明非稀疏域下的 CSNGI 相比 CGI 具有绝对优势。

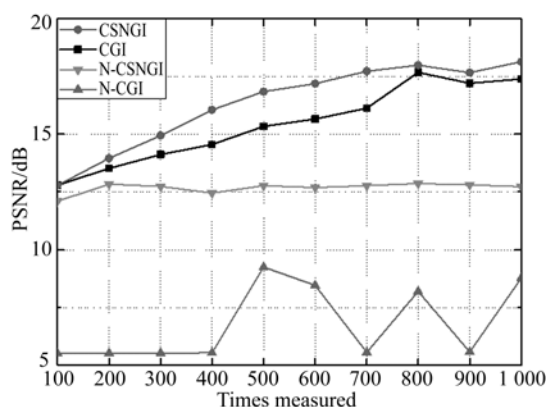


图 5 CSNGI 和 CGI 重构图像 PSNR 曲线

Fig. 5 PSNR curves of reconstructed images for CSNGI and CGI

考虑到理论仿真散斑和实际散斑存在差别,利用实际实验中由 CCD 采集到的散斑场代替仿真散斑场,采用 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 的局部 Lena 图像和缩小的 $64 \text{ pixel} \times 64 \text{ pixel}$ 二值图像‘吉’作为目标物体进行重构实验,测量次数为 2 000 次,实验结果如图 6 所示,其中,图 6 (I) 为实际散斑图像,图 6 (II) 为仿真散斑图像,图 6 (a)、6 (e) 为原图像,图 6 (b)、6 (f) 为 GI 重构得到的结果,可见,很难辨识图像,NGI 重构的图像如图 6 (c)、6 (g) 所示,虽然有些许轮廓,但是噪声还是

明显,CSNGI 的重构效果如图 6 (d)、6 (h) 所示,可见比 NGI,GI 的重构效果好很多,进一步说明了对于实际散斑场,CSNGI 的重构效果同样具有优势,并且 CSNGI 在测量次数减少的同时能较好地重构出原图像,提高重构图像的峰值信噪比。

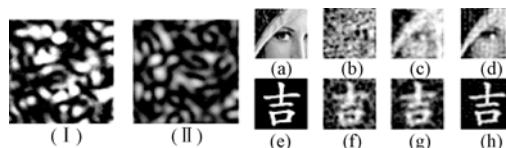


图 6 实际散斑场下 GI,NGI,CSNGI 重构效果比较

Fig. 6 Comparison of reconstruction effects of GI, NGI and CSNGI in actual speckle fields

4 结 论

本文在归一化关联成像的基础上,结合了压缩感知理论,提出基于压缩感知的归一化关联成像方法。通过仿真实验,分别利用 3 种方法对灰度图像及二值图像进行重构,并对重构图像的视觉效果及 PSNR 曲线进行对比,结果表明,视觉上 CSNGI 还原效果要优于 GI 和 NGI,而 CSNGI 重构图像的 PSNR 也比 GI 和 NGI 高,说明了 CSNGI 相比 NGI 和 GI 的确有一定的优势。最后采用实际 CCD 测得的散斑场进行实验,结果进一步验证了 CSNGI 确实能在减少测量次数的同时提高重构质量。

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.
- [2] MEYERS R E, DEACON K S. Quantum ghost imaging experiments at ARL [C]. *SPIE Optical Engineering + Applications. International Society for Optics and Photonics*, 2010: 78150I-78150I-8.
- [3] GATTI A, BRAMBILLA E, BACHE M, *et al.*. Ghost imaging with thermal light: comparing entanglement and classical correlation [J]. *Physical Review Letters*, 2004, 93(9): 093602.
- [4] SHAPIRO J H. Computational ghost imaging [J]. *Physical Review A*, 2008, 78(6): 061802.
- [5] FERRI F, MAGATTI D, LUGIATO L A, *et al.*. Differential ghost imaging [J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(25): 253603.
- [6] SUN B, WELSH S S, EDGAR M P, *et al.*. Normalized ghost imaging [J]. *Optics Express*, 2012, 20(15): 16892-16901.
- [7] CHEN X H, AGAFONOV I N, LUO K H, *et al.*. High-visibility, high-order lensless ghost imaging with thermal light [J]. *Optics Letters*, 2010, 35(8): 1166-1168.
- [8] KATZ O, BROMBERG Y, SILBERBERG Y. Compressive ghost imaging [J]. *Applied Physics Letters*, 2009, 95(13): 131110.
- [9] 陆明海,沈夏,韩中生.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): 98-103.
- LU M H, SHEN X, HAN SH SH. Ghost imaging via compressive sampling based on digital micromirror device [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(7): 98-103. (in Chinese)

- [10] DU J, GONG W, HAN S. The influence of sparsity property of images on ghost imaging with thermal light [J]. *Optics Letters*, 2012, 37(6): 1067-1069.
- [11] 白旭, 李永强, 赵生妹. 基于压缩感知的差分关联成像方案研究 [J]. *物理学报*, 2013, 62(4): 044209-7.
BAI X, LI Y Q, ZHAO SH M. Differential compressive correlated imaging [J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(4): 044209-7. (in Chinese)
- [12] BROMBERG Y, KATZ O, SILBERBERG Y. Ghost imaging with a single detector [J]. *Physical Review A*, 2009, 79(5): 053840.
- [13] XIONG J, CAO D Z, HUANG F, *et al.*. Experimental observation of classical subwavelength interference with a pseudothermal light source [J]. *Physical review letters*, 2005, 94(17): 173601.
- [14] ZHAI Y H, CHEN X H, ZHANG D, *et al.*. Two-photon interference with true thermal light [J]. *Physical Review A*, 2005, 72(4): 043805.
- [15] 孙永明, 吴谨, 刘劲. 基于 CS 测量矩阵优化的图像融合 [J]. *液晶与显示*, 2014, 29(3): 461-465.
SUN Y M, WU J, LIU J. Image fusion based on CS measurement matrix optimization [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(3): 461-465. (in Chinese)
- [16] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [17] 朱秋平, 颜佳, 张虎, 等. 基于压缩感知的多特征实时跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(2): 437-444.
ZHU Q P, YAN J, ZHANG H, *et al.*. Real-time tracking using multiple features based on compressive sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 437-444. (in Chinese)
- [18] 刘欣悦, 董磊, 王建立. 稀疏采样傅里叶望远镜成像 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18(3): 521-527.
LIU X Y, DONG L, WANG J L. Fourier telescoping imaging via sparse sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 521-527. (in Chinese)
- [19] CANDES E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [20] CANDES E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling [J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969.
- [21] CANDES E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 2008, 25(2): 21-30.
- [22] LIANG D, ZHANG H F, YING L. Compressed-sensing photoacoustic imaging based on random optical illumination [J]. *International Journal of Functional Informatics and Personalised Medicine*, 2009, 2(4): 394-406.
- [23] ZAMBRANO-NUNEZ M, MARENGO E A, FISHER J M. Coherent single-detector imaging system [C]. 2010 *IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SIPS)*, 2010: 111-115.
- [24] 俞文凯, 姚旭日, 刘雪峰, 等. 压缩传感用于极弱光计数成像 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(10): 2283-2292.
YU W K, YAO X R, LIU X F, *et al.*. Compressed sensing for ultra-weak light counting imaging [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(10): 2283-2292. (in Chinese)
- [25] DUNCAN D D, KIRKPATRICK S J. Algorithms for simulation of speckle (laser and otherwise) [C]. *Biomedical Optics (BiOS) 2008, International Society for Optics and Photonics*, 2008, 6855: 685505-685505-8.
- [26] CANDES E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. *Comptes Rendus Mathematique*, 2008, 346(9-10): 589-592.
- [27] 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.

作者简介:



郭树旭(1959—),男,黑龙江虎林人,教授,博士生导师,主要从事数字信号处理,半导体激光器可靠性无损检测技术等方面的研究。E-mail: guosx@jlu.edu.cn

通信作:



郜峰利(1977—),男,河南沁阳人,副教授,2001年、2004年、2008年于吉林大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事半导体激光器噪声特性及其应用方面的研究。E-mail: gaofl@jlu.edu.cn