

针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案研究

仲亚军 刘娇 梁文强 赵生妹

Multiple speckle patterns differential compressive ghost imaging

Zhong Ya-Jun Liu Jiao Liang Wen-Qiang Zhao Sheng-Mei

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 014202 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.014202

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.014202>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I1>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

脉冲抽运光啁啾对全光纤量子关联光子对纯度的影响

[Influence of pump chirp on the purity of an all fiber source of correlated photon pairs](#)

物理学报.2013, 62(16): 164205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.164205>

基于统计光学的正负热光非定域成像

[Positive-negative nonlocal lensless imaging based on statistical optics](#)

物理学报.2013, 62(15): 154201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.154201>

一种基于双偏振分束器的量子秘密共享方案

[A quantum secret sharing scheme based on two polarization beam splitters](#)

物理学报.2013, 62(10): 104205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.104205>

压缩态光场平衡零拍探测的位相锁定

[Locking the phase of balanced homodyne detection system for squeezed light](#)

物理学报.2013, 62(8): 084204 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.084204>

基于压缩感知的差分关联成像方案研究

[Differential compressive correlated imaging](#)

物理学报.2013, 62(4): 044209 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.044209>

# 针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案研究\*

仲亚军 刘娇 梁文强 赵生妹†

(南京邮电大学信号处理与传输研究院, 南京 210003)

(2014年6月16日收到; 2014年7月16日收到修改稿)

鬼成像方案实现所需设备、成像的质量以及成像所花的时间是决定鬼成像技术可实用化的重要因素. 本文提出一种针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案. 该方案通过连续探测多个独立的散斑图, 降低了热光鬼成像方案对探测器高时间分辨力的要求; 通过采用差分方法, 抑制了背景噪声和其他噪声源的干扰; 通过使用压缩感知重建算法, 有效地降低了鬼成像所需时间并同时提升成像的质量. 数值仿真结果表明, 对于二灰度“N”图, 本方案在8000次的采样情形下与多散斑图鬼成像方案35000次采样的结果相比, 均方误差降低了96.9%、峰值信噪比提升15.1 dB. 对于八灰度“Pepper”图, 本方案与多散斑图鬼成像方案相比, PSNR提升11.4 dB. 本方案可降低探测设备的要求、提高成像质量、降低重建时间, 具有广阔的应用前景.

**关键词:** 鬼成像, 压缩感知, 差分, 散斑图

**PACS:** 42.50.Ar, 42.30.Va, 42.30.Wb, 42.30.Ms

**DOI:** 10.7498/aps.64.014202

## 1 引言

散斑图是由一组任意产生的波前相互干扰产生的随机强度分布图样<sup>[1]</sup>, 可以由相干激光照射到粗糙物体表面漫反射获得, 或者光束通过不均匀介质产生. 由于散斑图中载有光束和光束所经过物体的信息, 在天文学方面<sup>[2]</sup>、生物医学计量应用<sup>[3-5]</sup>、强相互作用的量子系统成像<sup>[6]</sup>和随机激光器<sup>[7]</sup>等方面具有重要的应用. 其中, 热光鬼成像 (ghost imaging, GI) 技术是散斑图的重要应用之一<sup>[8-25]</sup>.

热光鬼成像技术是基于空间强度关联来获取物体信息的一种间接成像方法<sup>[8-25]</sup>. 在热光鬼成像过程中, 每幅独立的散斑图被分束器分成两束, 一束照在物体上, 并通过随后的桶探测器获得透过物体的光强值; 另一束被具有空间分辨能力的探测器, 如 CCD, 直接接收. 基于两个探测器的强度关联运算可在没有物体的光路上获得物体的成像. 原则上, 热光鬼成像系统要求探测器, 无论是具有空

间分辨率的探测器还是桶探测器, 必须具有高的时间分辨力以便探测到每幅独立的散斑图和每个透过物体的光强值<sup>[23]</sup>. 这将大大增加了热光鬼成像对实验设备的要求, 减少了这种具有高分辨率的热光鬼成像应用场景. 2012年, Zerom等提出一种使用每次探测多个独立不相关的散斑图的慢探测器鬼成像方案, 称为多散斑图鬼成像方案 (multiple speckle patterns ghost imaging, MSGI), 证实了可通过慢探测器获得较高质量的鬼成像方法<sup>[24]</sup>.

然而, 由于多散斑图鬼成像方案中, 慢探测器每次探测到的是多个散斑图的和, 该方案对噪声敏感程度将高于常见鬼成像方案, 成像质量也较低. 因此提高慢探测器情形下的鬼成像质量成为急需解决的问题. 2010年, Ferri等通过对热光鬼成像二价关联算法进行了改进, 给出一种将物体的差分信息 ( $\delta T(x, y)$ ) 作为被成像对象 ( $T(x, y)$ ) 的差分鬼成像方案 (differential ghost imaging, DGI), 有效地降低了噪声对成像质量的影响, 获得的成像信噪比得到明显提升<sup>[25]</sup>. 另外, Katz等也给出

\* 国家自然科学基金 (批准号: 61271238), 江苏省高校自然科学研究重大项目 (批准号: 11KJA510002), 中国高等教育博士学科点专项科研基金 (批准号: 20123223110003), 江苏高校优势学科建设工程资助项目和图像处理与图像通信江苏省重点实验室资助的课题.

† 通信作者. E-mail: zhaosm@njupt.edu.cn

了利用先进的压缩感知信号处理技术 (compressive sensing, CS) [26–29] 有效地提高热光鬼成像的成像质量、降低了鬼成像的成像时间的方法 [30–32].

本文将差分方法、压缩感知技术和多散斑图鬼成像相结合, 提出了一种针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案 (multiple speckle patterns differential compressive ghost imaging, MSDCGI), 在使用慢探测器情形下, 使用差分鬼成像和压缩感知技术. 它可有效地减少热光鬼成像所需时间, 提高成像的质量, 且降低了热光鬼成像对探测器响应时间的要求. 通过数值仿真, 分析和比较该方案在成像时间、成像质量上的优越性.

## 2 针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案

图 1 是针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案实现示意图. 其中激光照射到旋转的毛玻璃上, 产生随机散斑图, 并被分束器平均分成 A 和 B 两束. A 束照射到透射函数为  $T(x, y)$  的物体上, 并被慢桶探测器接受, 慢桶探测器第  $k$  次测量数据为接收到的  $\alpha$  个独立散斑图强度之和, 记为  $B_\alpha^{(k)}$ , 这一光

路被称为信号光路; B 束被具有空间分辨能力的慢 CCD 接受, 慢 CCD 第  $k$  次记录数据为接收到的  $\beta$  个独立散斑图的强度分布的叠加, 记为  $I_\beta^{(k)}(x, y)$ , 这一光路被称为闲置光路. 假设光源到物体的距离  $d_A$  和光源到 CCD 的距离  $d_B$  相同, 以保证到达物体和 CCD 上的散斑图一致. 随着毛玻璃不停的转动, 散斑图变化, 慢桶探测器和慢 CCD 进行多次探测. 由于慢桶探测器和慢 CCD 每次探测的独立散斑图个数分别为  $\alpha$  和  $\beta$ , 当  $\alpha \neq \beta$ , 即不同步时, 无法正确重建物体图像. 对两路进行同步的简单方法是取  $\alpha$  和  $\beta$  的最小公倍数  $M$  作为一次慢桶探测器和慢 CCD 探测的散斑图个数, 其第  $n$  次同步后的值分别记为  $B_M^{(n)}$  和  $I_M^{(n)}(x, y)$ . 之后将同步后的强度分布值  $I_M^{(n)}(x, y)$  对  $(x, y)$  坐标求和得  $S_M^{(n)}$ , 并将该值与同步后的  $B_M^{(n)}$  值作差分运算, 得到  $B_{M-}^{(n)}$ . 这样的操作共运作  $N$  次, 即  $1 \leq n \leq N$ .  $B_{M-}^{(n)}$  和  $I_M^{(n)}(x, y)$  分别构成一测量值向量  $\{B_{M-}^{(n)}\}_{n=1}^N$  和一测量矩阵  $\{I_M^{(n)}(x, y)\}_{n=1}^N$ . 最后将该测量值向量和测量矩阵作为压缩感知算法的输入, 从而用压缩感知重建算法恢复出  $\{B_{M-}^{(n)}\}_{n=1}^N$  中所包含的目标物体信息.

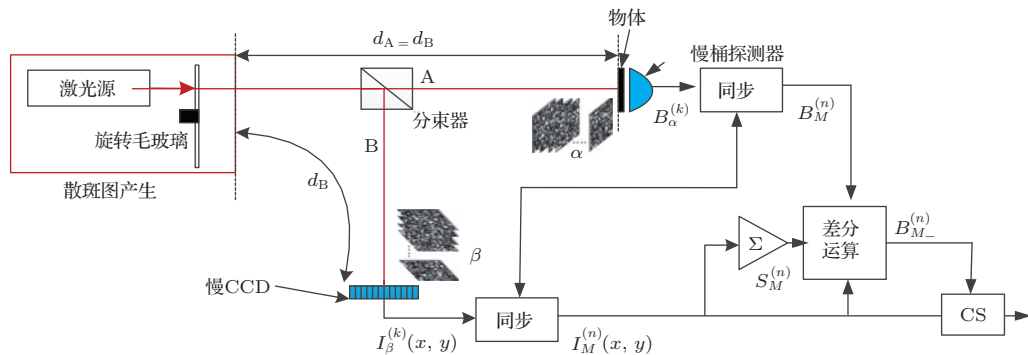


图 1 (网刊彩色) 针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案实现示意图

下面对示意图给出详细理论分析. 由于 CCD 和桶探测器的时间响应慢, 它们每次探测到的将是多个独立不相关的散斑图叠加. 慢桶探测器每次测量数据是  $\alpha$  个通过物体后的独立不相关的散斑图强度和, 慢 CCD 每次记录数据是  $\beta$  个独立不相关的散斑图强度分布的叠加, 其中  $\alpha$  和  $\beta$  是慢探测器曝光时间与光场相干时间的比值, 则慢桶探测器第  $k$  次测量数据和慢 CCD 第  $k$  次记录数据值分别为

$$B_\alpha^{(k)} = \sum_{i=1}^{\alpha} B_i, \quad (1)$$

$$I_\beta^{(k)}(x, y) = \sum_{i=1}^{\beta} I_i(x, y), \quad (2)$$

其中  $I_i(x, y)$  是单个散斑图空间强度分布, 且

$$B_i = \int I_i(x, y) T(x, y) dx dy, \quad (3)$$

表示单个散斑图照射物体后的强度和.

当慢桶探测器和慢 CCD 每次探测的独立散斑图个数  $\alpha$  和  $\beta$  不同时, 由于两探测器所得数据间不存在关联, 则不可应用于关联成像. 若设  $M$  为  $\alpha$  和  $\beta$  的最小公倍数, 分别对  $M/\alpha$  个慢桶探测器获

取数据和  $M/\beta$  个慢 CCD 记录数据作求和运算, 则  $M/\alpha$  个慢桶探测器获取数据之和 ( $B_M$ ),  $M/\beta$  个慢 CCD 记录数据之和 ( $I_M(x, y)$ ) 分别是

$$B_M = \sum_{k=1}^{M/\alpha} B_\alpha^{(k)} = \sum_{i=1}^M B_i, \quad (4)$$

$$I_M(x, y) = \sum_{k=1}^{M/\beta} I_\beta^{(k)}(x, y) = \sum_{i=1}^M I_i(x, y). \quad (5)$$

由 (3) 式两边对  $i$  求和, 易得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^M B_i &= \sum_{i=1}^M \int I_i(x, y) T(x, y) dx dy \\ &= \int \sum_{i=1}^M I_i(x, y) T(x, y) dx dy \\ &= \int I_M(x, y) T(x, y) dx dy, \end{aligned}$$

即

$$B_M = \int I_M(x, y) T(x, y) dx dy. \quad (6)$$

保证了两探测器间存在关联, 可实现关联成像.

若该同步过程共操作次, 可得到  $N$  个  $B_M^{(n)}$  和  $I_M^{(n)}(x, y)$  值,  $1 \leq n \leq N$ , 由多散斑图鬼成像方案<sup>[24]</sup>可知, 物体信息  $T(x, y)$  可通过两条光路二阶强度关联函数得到

$$\begin{aligned} T_{\text{MSGI}}(x, y) &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left( B_M^{(n)} - \langle B_M^{(n)} \rangle \right) \\ &\quad \times \left( I_M^{(n)}(x, y) - \langle I_M^{(n)}(x, y) \rangle \right) \\ &= \langle B_M^{(n)} I_M^{(n)}(x, y) \rangle \\ &\quad - \langle B_M^{(n)} \rangle \langle I_M^{(n)}(x, y) \rangle, \quad (7) \end{aligned}$$

其中  $\langle \cdot \rangle = \frac{1}{N} \sum_n \cdot$  代表求算术平均值.

现对同步后的强度分布值  $I_M^{(n)}(x, y)$  对  $(x, y)$  坐标求和得  $S_M^{(n)} \left( S_M^{(n)} = \sum_{x,y} I_M^{(n)}(x, y) \right)$ , 并与同步后的  $B_M^{(n)}$  值作差分运算,

$$B_{M-}^{(n)} = B_M^{(n)} - \frac{\langle B_M^{(n)} \rangle}{\langle S_M^{(n)} \rangle} S_M^{(n)}. \quad (8)$$

将该值与  $I_M^{(n)}(x, y)$  作符合运算, 则 (7) 式改变为

$$\begin{aligned} T_{\text{MSDGI}}(x, y) &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left( B_{M-}^{(n)} - \langle B_{M-}^{(n)} \rangle \right) \\ &\quad \times \left( I_M^{(n)}(x, y) - \langle I_M^{(n)}(x, y) \rangle \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\times \left( I_M^{(n)}(x, y) - \langle I_M^{(n)}(x, y) \rangle \right) \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left( B_M^{(n)} - \frac{\langle B_M^{(n)} \rangle}{\langle S_M^{(n)} \rangle} S_M^{(n)} \right) \\ &\quad \times \left( I_M^{(n)}(x, y) - \langle I_M^{(n)}(x, y) \rangle \right) \\ &= \langle B_M^{(n)} I_M^{(n)}(x, y) \rangle \\ &\quad - \frac{\langle B_M^{(n)} \rangle}{\langle S_M^{(n)} \rangle} \langle S_M^{(n)} I_M^{(n)}(x, y) \rangle. \quad (9) \end{aligned}$$

该式与文献<sup>[25]</sup>推导出的差分关联函数相一致, 即方案对物体信息作了差分运算. 本文将在多散斑图鬼成像方案中引入差分方法的方案称为多散斑图差分鬼成像方案 (multiple speckle patterns differential ghost imaging, MSDGI). 根据文献<sup>[25]</sup>, 可给出由于差分运算获得的信噪比与一般多散斑图鬼成像方案信噪比之比为

$$\frac{\text{SNR}_{\text{MSDGI}}}{\text{SNR}_{\text{MSGI}}} = 1 + \frac{\bar{T}^2}{\delta T^2}, \quad (10)$$

其中  $T$  为物体透射函数,  $\bar{T}$  为物体平均透射函数,  $\delta T^2 = \overline{T^2} - \bar{T}^2$  表示其方差. 从 (10) 式可知, 该式恒大于 1, 由于方案中引入差分运算, 使得关联成像的信噪比增大, 成像质量得到提高.

另一方面, 大部分自然图像物体在一些特定变换域, 如离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 或离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT) 下具有稀疏性, 且热光源鬼成像中的散斑图强度分布与图像稀疏变换之间满足约束等距特性 (restricted isometry property, RIP) 准则<sup>[29]</sup>, 因而可引入压缩感知恢复算法, 快速重建成像, 并同时获得高质量的成像.

图 1 方案中, 第  $n$  次同步后的强度分布为  $I_M^{(n)}(x, y)$ ,  $n = 1, \dots, N$ ;  $x, y = 1, \dots, p$ , 其矩阵形式表示为

$$\mathbf{I}_M^{(n)} = \begin{bmatrix} I_{M_{11}}^{(n)} & \cdots & I_{M_{1p}}^{(n)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{M_{p1}}^{(n)} & \cdots & I_{M_{pp}}^{(n)} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

其中  $I_{M_{ab}}^{(n)} = I_M^{(n)}(x = a, y = b)$ , 即某一像素点的光强度值. 将该矩阵按行处理得到一维行向量  $\mathbf{I}_M^{(n)} = [I_{M_{11}}^{(n)}, I_{M_{12}}^{(n)}, \dots, I_{M_{1p}}^{(n)}, I_{M_{21}}^{(n)}, I_{M_{22}}^{(n)}, \dots, I_{M_{p,p-1}}^{(n)}, I_{M_{pp}}^{(n)}]$ . 同步处理  $N$  次后, 将得到的  $N$  个强度分布都转化成一维行向量, 且由这些行向量构成大小为  $N \times p^2$  ( $N < p^2$ ) 的矩阵  $\Phi$ , 作为压缩感知算法的测



量矩阵, 即

$$\Phi = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_M^{(1)} \\ \mathbf{I}_M^{(2)} \\ \vdots \\ \mathbf{I}_M^{(N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{M_{11}}^{(1)} & \cdots & I_{M_{1p}}^{(1)} & \cdots & I_{M_{pp}}^{(1)} \\ I_{M_{11}}^{(2)} & \vdots & \ddots & & I_{M_{pp}}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ I_{M_{11}}^{(N)} & \cdots & I_{M_{1p}}^{(N)} & \cdots & I_{M_{pp}}^{(N)} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

该矩阵每一行代表一次同步的所有像素点的光强度值; 每一列代表某一个像素点在  $N$  次同步中的  $N$  个光强度值. 同时地, 将  $N$  次同步后的  $B_M^{(n)}$  值分别按 (8) 式作差分运算得  $B_{M-}^{(n)}$ , ( $n = 1, \dots, N$ ), 并组合为一个  $N$  维测量向量  $[B_{M-}^{(1)}, B_{M-}^{(2)}, \dots, B_{M-}^{(N)}]^T$ . 基于压缩感知原理, 在某一稀疏变换域下, 可以由测量向量通过求解最小 1-范数问题精确恢复目标图像, 即

$$\begin{aligned} T_{CS} &= T(x, y) : \arg \min \|\Psi\{T(x, y)\}\|_{l_1}, \\ \text{s.t.} \\ B_{M-}^{(n)} &= B_M^{(n)} - \frac{\langle B_M^{(n)} \rangle}{\langle S_M^{(n)} \rangle} S_M^{(n)}, \\ B_M^{(n)} &= \int I_M^{(n)}(x, y) T(x, y) dx dy, \\ n &= 1, \dots, N, \end{aligned} \quad (13)$$

其中  $\|\cdot\|_{l_1}$  代表 1-范数,  $\Psi$  是稀疏基,  $T_{CS}$  是本文方案重构图像.

### 3 数值仿真

现通过数值仿真针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案进行验证. 为了更客观地说明成像质量, 引入均方误差 (mean square error, MSE) 和峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 对恢复图像质量进行评估, 它们分别定义为

$$\text{MSE}(a, b) = \frac{\sum_{x=0}^{U-1} \sum_{y=0}^{V-1} [a(x, y) - b(x, y)]^2}{U \times V}, \quad (14)$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left[ \frac{\max Val^2}{\text{MSE}(a, b)} \right] \text{ (dB)}, \quad (15)$$

其中  $a(x, y)$  和  $b(x, y)$  分别表示原始图像和恢复图像在位置  $(x, y)$  上的强度值, 图像大小为  $U \times V$ ,  $\max Val$  为图像最大的像素值.

在本数值仿真中, 使用的散斑图是由波长为  $\lambda = 633 \text{ nm}$  的高斯光在菲涅尔-惠更斯衍射下得到; 所成像的目标图像尺寸大小都为  $128 \times 128$  像素; 采用的压缩感知算法为正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法, 且使用 DCT 作为压缩感知算法的稀释基. 本数值仿真过程中, 假设两个慢探测器同步, 即两个慢探测器每次探测的散斑图个数  $\alpha = \beta$ , 且  $M = \alpha = \beta$ .

首先, 为了观察 MSGI 方案中探测器探测不同散斑图个数时对物体图像恢复质量的影响, 在采样次数为 10000 次的情况下, 通过仿真对比“N”图在 MSGI 方案中探测器每次探测不同散斑图个数  $M$  时的 MSE 变化情况, 如图 2 所示. 从图中可看出, 每次探测多个散斑图情形下的 MSE 高于每次探测单散斑图时, 且随着每次探测散斑图个数的增加, MSE 有细微的增加, 由此可知 MSGI 方案对物体图像的恢复质量随探测器每次探测散斑图个数的增加而有所下降.

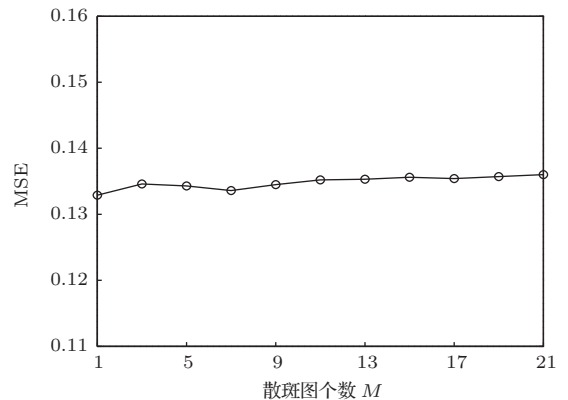


图 2 MSGI 方案在探测不同散斑图个数情形下的 MSE 曲线

然后, 通过仿真对 MSGI, MSDGI 和 MSDCGI 方案的性能进行直观比较, 如图 3 所示. 其中图 3(a), (b) 分别为二灰度“N”图和“NUPT”图, 图 3(c), (d) 分别为八灰度“Lena”图和“Pepper”图. 在数值仿真中, 设置 MSGI, MSDGI 和 MSDCGI 方案中探测器每次探测的散斑图个数  $\alpha = \beta = M = 10$ , 且 MSGI 和 MSDGI 方案的采样次数均为 35000 次, MSDCGI 方案是在 8000 次的低采样次数下对目标物体图像进行重建. 从图 3 中可以得出, MSDCGI 方案在低采样次数下, 相比 MSGI 方案和 MSDGI 方案, 进一步提高了图像恢复质量, 使图像细节得到了更好的恢复.

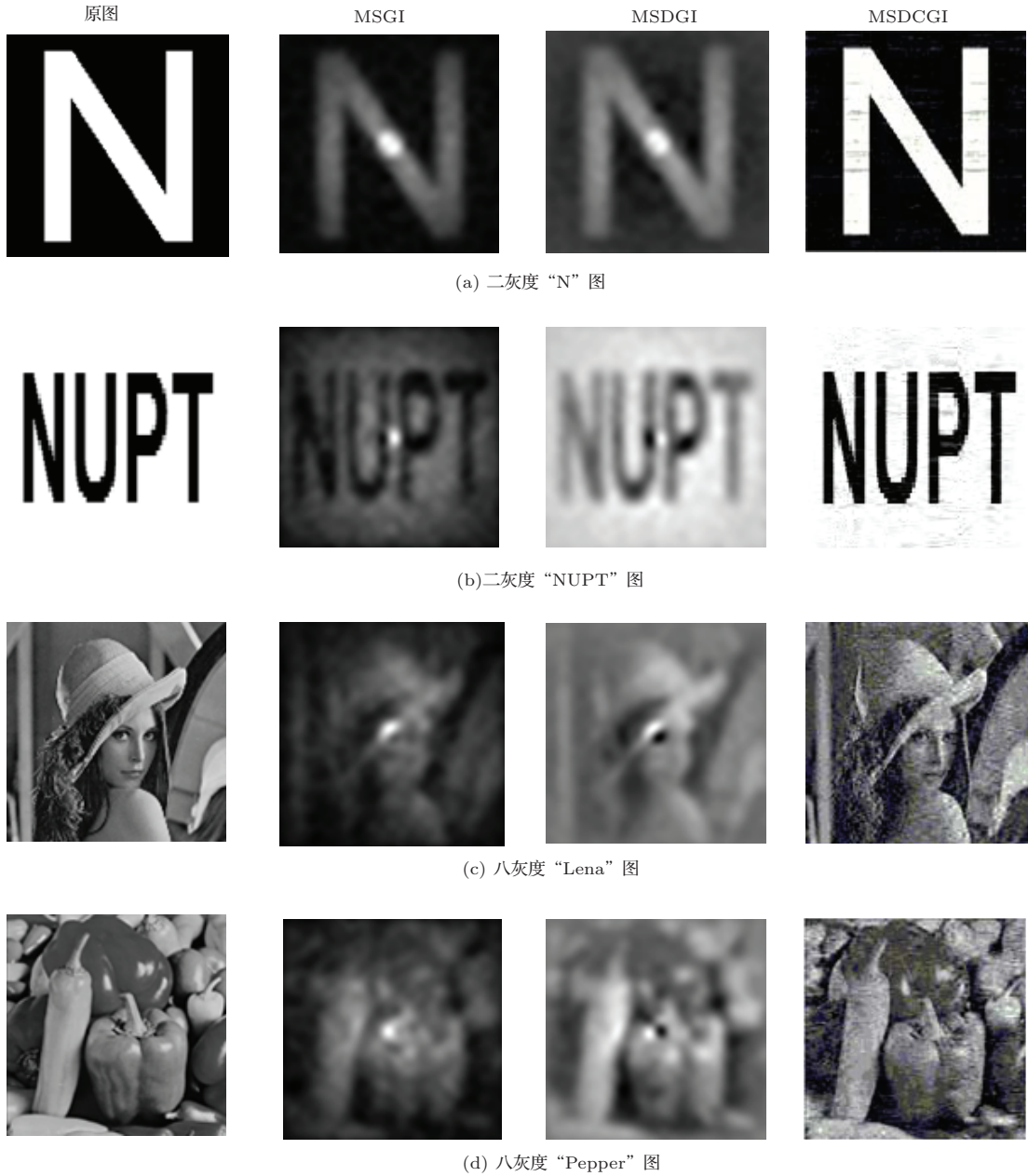


图3 MSGI, MSDGI和MSDCGI 方案仿真图对比

为了客观的说明本方案的性能,表1和表2分别列出了二灰度“N”图、“NUPT”图和八灰度“Lena”图、“Pepper”图在不同成像方案中的均方误差MSE,以及峰值信噪比PSNR.由于本文方案中散斑图强度具有随机性,这些MSE和PSNR值是通过进行10次成像过程求平均得到.由表1可以得出,对于二灰度“N”图,MSDGI方案中PSNR相比MSGI方案有所提高,MSE也相应减小;MSDCGI方案在8000次的采样情形下与MSGI方案35000次采样结果相比,PSNR提升15.1dB,MSE有96.9%的降低.从表2中可以看出,MSDCGI方案对多灰度图同样有效,其中,对于八灰度“Pep-

per”图,MSDGI方案中PSNR比MSGI方案提高6.8 dB;MSDCGI方案在低采样率下与MSGI方案相比,PSNR提升11.4 dB,同样进一步的提高了图像成像质量.从上可知,不管是二灰度物体图像还是八灰度物体图像,MSDCGI方案对图像的恢复质量都有不同程度的提高,同时,采样次数从35000次降到8000次,很大程度上减少了成像时间,提高了成像效率.

最后,为了反映本方案性能随采样次数的变化,图4展示了“N”图在使用MSGI,MSDGI和MSDCGI方案获得的MSE与不同采样次数之间的关系曲线.从图中可看出MSDCGI方案中MSE

曲线随着采样次数的增加, 相比于MSGI和MSDGI方案中MSE曲线下落明显, 且在采样次数达到7000次左右时趋于收敛. 图中还显示, 在采样次数2000到10000之间, 使用MSDCGI方案获得的MSE大大低于MSGI和MSDGI方案的MSE. MSDCGI方案对图像的恢复质量有显著提升.

表1 二灰度图均方误差MSE和峰值信噪比PSNR数据计算结果

		MSGI	MSDGI	MSDCGI
MSE	N	0.1361	0.1072	0.0042
	NUPT	0.4156	0.0996	0.0046
PSNR	N	8.6622	9.6996	23.7344
	NUPT	3.8130	10.0775	23.3709

表2 八灰度图均方误差MSE和峰值信噪比PSNR数据计算结果

		MSGI	MSDGI	MSDCGI
MSE	Lena	0.0936	0.0253	0.0059
	Pepper	0.0904	0.0189	0.0066
PSNR	Lena	10.2855	15.9639	22.2640
	Pepper	10.4387	17.2392	21.8305

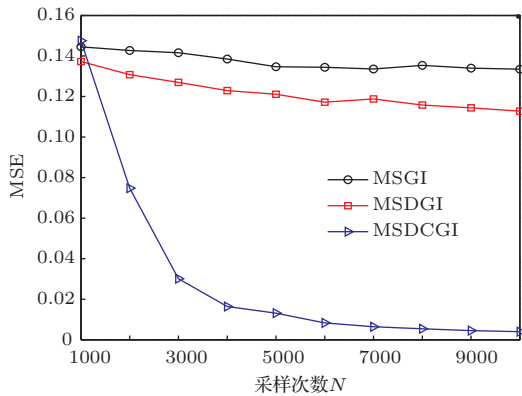


图4 (网刊彩色)“N”图在不同采样次数下均方误差MSE曲线

综上数值仿真结果表明, MSDCGI方案提高了成像的质量, 降低了热光鬼成像对探测器响应时间的要求, 且大大减少了采样次数, 降低了成像时间.

## 4 结 论

本文将差分方法和压缩感知重建算法应用于多散斑图鬼成像方案, 提出了一种针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案. 以二灰度“N”图、“NUP-T”图和八灰度“Lena”图、“Pepper”图为成像物体,

通过数值仿真, 分析了针对多散斑图的差分压缩鬼成像方案的图像恢复效果, 并与多散斑图鬼成像方案进行对比. 数值仿真结果表明: 对于二灰度“N”图, MSDCGI方案在8000次的采样情形下与MSGI方案35000次采样结果相比, PSNR提升15.1 dB, MSE降低了96.9%, 其提高了成像质量, 加快了图像重建速度. 此外, MSDCGI方案对多灰度图同样有效, 其中, 对于八灰度“Pepper”图, MSDCGI方案在低采样率下与MSGI方案相比, PSNR提升11.4 dB, 同样进一步的提高了图像成像质量. 最后, 通过比较MSGI, MSDGI和MSDCGI方案, 得出MSDCGI方案对图像恢复质量的提升比其他方案更加明显, 且在采样次数达到7000次左右时MSE趋于收敛. 因此, 多散斑图差分压缩鬼成像方案降低了设备的要求和成像的时间, 且获得了高质量图像, 从而有利于推广热光鬼成像在实际中应用.

## 参考文献

- [1] Goodman J W 1976 *J. Opt. Soc. Am.* **66** 1145
- [2] Goodman J W 2007 *Speckle Phenomena in Optics: Theory and Applications* (Englewood: Roberts)
- [3] Pine D J, Weitz D A, Chaikin P M, Herbolzheimer E 1988 *Phys. Rev. Lett.* **60** 1134
- [4] Montaldo G, Tanter M, Fink M 2011 *Phys. Rev. Lett.* **106** 054301
- [5] Boas D A, Dunn A K 2010 *J. Biomed. Opt.* **15** 011109
- [6] Sanner C, Su E J, Keshet A, Huang W, Gillen J, Gommers R, Ketterle W 2011 *Phys. Rev. Lett.* **106** 010402
- [7] Bortolozzo U, Residori S, Sebbah P 2011 *Phys. Rev. Lett.* **106** 103903
- [8] Bennink R S, Bentley S J, Boyd R W 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 113601
- [9] Gatti A, Brambilla E, Bache M, Lugiato L A 2004 *Phys. Rev. Lett.* **93** 093602
- [10] Cheng J, Han S S 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 093903
- [11] Ferri F, Magatti D, Gatti A, Bache M, Brambilla E, Lugiato L A 2005 *Phys. Rev. Lett.* **94** 183602
- [12] Zhang D, Zhai Y H, Wu L A, Chen X H 2005 *Opt. Lett.* **30** 2354
- [13] Meyers R, Deacon K S, Shih Y 2008 *Phys. Rev. A* **77** 041801
- [14] Shapiro J H 2008 *Phys. Rev. A* **78** 061802
- [15] Shen X, Bai Y F, Qin T, Han S S 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 3968
- [16] Chen X H, Liu Q, Luo K H, Wu L A 2009 *Opt. Lett.* **34** 695
- [17] Liu Q, Luo K H, Chen X H, Wu L A 2010 *Chin. Phys. B* **19** 094211
- [18] Gong W L, Han S S 2010 *Phys. Lett. A* **374** 1005

- [19] Du J, Gong W L, Han S S 2012 *Opt. Lett.* **37** 1067
- [20] Sun B Q, Welsh S S, Edgar M P, Shapiro J H, Padgett M J 2012 *Opt. Express* **20** 16892
- [21] Luo K H, Huang B Q, Zheng W M, Wu L A 2012 *Chin. Phys. Lett.* **29** 074216
- [22] Sun B, Edgar M P, Bowman R, Vittert L E, Welsh S, Bowman A, Padgett M J 2013 *Science* **340** 844
- [23] Liu X F, Yao X R, Li M F, Yu W K, Chen X H, Sun Z B, Wu L A, Zhai G J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 184205 (in Chinese) [刘雪峰, 姚旭日, 李明飞, 俞文凯, 陈希浩, 孙志斌, 吴令安, 翟光杰 2013 物理学报 **62** 184205]
- [24] Zerom P, Shi Z, O'Sullivan M N, Chan K W C, Krogstad M, Shapiro J H, Boyd R W 2012 *Phys. Rev. A* **86** 063817
- [25] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, Gatti A 2010 *Phys. Rev. Lett.* **104** 253603
- [26] Donoho D L 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 1289
- [27] Baraniuk R G 2007 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **24** 118
- [28] Candès E J, Wakin M B 2008 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **25** 21
- [29] Candès E J 2008 *Comptes. Rendus Math.* **346** 589
- [30] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y 2009 *Appl. Phys. Lett.* **95** 131110
- [31] Bai X, Li Y Q, Zhao S M 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 044209 (in Chinese) [白旭, 李永强, 赵生妹 2013 物理学报 **62** 044209]
- [32] Zhao S M, Zhuang P 2014 *Chin. Phys. B* **23** 054203

# Multiple speckle patterns differential compressive ghost imaging\*

Zhong Ya-Jun Liu Jiao Liang Wen-Qiang Zhao Sheng-Mei<sup>†</sup>

(Institute of Signal Processing and Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

( Received 16 June 2014; revised manuscript received 16 July 2014 )

## Abstract

Equipment requirement, quality of reconstructed image, and reconstruction time are important factors in the realization of thermal-light ghost imaging system. In this paper, we propose a new ghost imaging scheme with multiple speckle patterns, named multiple speckle patterns differential compressive ghost imaging scheme. In this scheme, the high temporal resolution requirements for detectors is reduced by continuously detecting multiple independent speckle patterns. We eliminate the background and other noises in ghost imaging system by using differential ghost imaging method. And the reconstruction time is effectively reduced simultaneously to improve the reconstructed image quality by introducing the compressive sensing techniques. Numerical results show that for the two-level grayscale “N” image, the mean square error, in using the proposed scheme with 8000 measurements, is reduced by 96.9%, and the peak signal to noise ratio has improved by 15.1 dB, in comparison with those using the original multiple speckle patterns ghost imaging scheme with 35000 measurements. For the eight-level grayscale “Pepper” image, the peak signal to noise ratio is enhanced by 11.4 dB. The proposed scheme also can decrease the requirements of detection equipment to improve the image quality, and reduce the reconstruction time. Therefore, it may have a broad application prospect.

**Keywords:** ghost imaging, compressive sensing, differential, speckle patterns

**PACS:** 42.50.Ar, 42.30.Va, 42.30.Wb, 42.30.Ms

**DOI:** 10.7498/aps.64.014202

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271238), the University Natural Science Research Foundation of Jiangsu Province, China (Grant No. 11KJA510002), the Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant No. 20123223110003), the Priority Academic Program of Jiangsu Higher Education Institutions, China, and the Jiangsu Key Laboratory of Image Processing and Image Communication, China.

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: zhaosm@njupt.edu.cn