

基于压缩感知的差分关联成像方案研究*

白旭 李永强 赵生妹[†]

(南京邮电大学信号处理与传输研究院, 南京 210003)

(2012年6月4日收到; 2012年10月4日收到修改稿)

关联成像可提供一种运用常规手段难以获得清晰图像的方法, 能够解决一些常规成像技术不易解决的问题, 是近些年来量子光学领域的前沿和热点之一. 本文提出一种基于压缩感知的差分关联成像方案 (简称, 差分压缩关联成像方案), 将高斯分布的热光源强度分布作为压缩感知的测量矩阵, 差分物体信息作为被成像物体信息, 利用差分关联成像方案的高成像信噪比和压缩感知技术的低采样次数, 通过正交匹配追踪算法, 高质量地恢复出物体信息. 并以二灰度“双缝”、“NUPT”, 多灰度 Lena 图和 Boats 图为例, 数值仿真差分压缩关联成像过程; 同时将本方案 350 次测量的结果与差分关联成像方案 30000 次测量的结果进行对比, 研究结果表明针对不同的被成像物体 (二灰度“双缝”、“NUPT”, 以及多灰度 Lena 图和 Boats 图), 10 次成像的均方误差平均值分别降低了 97.7%, 93.9%, 92.5% 和 71.4%; 与压缩鬼成像方案相比, 同样测量次数条件下均方误差值对于二灰度“双缝”和多灰度 Lena 图、Boats 图等目标物体分别有 50.4%, 72.9% 和 66.8% 的降低. 差分压缩关联成像方案极大地提高了成像信噪比, 降低了成像时间.

关键词: 关联成像, 差分, 压缩感知, 均方误差

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

DOI: 10.7498/aps.62.044209

1 引言

关联成像, 或者称为鬼成像 (ghost imaging, GI), 是近些年来量子光学领域的前沿和热点之一 [1–18]. 关联成像可以在不包含物体的光路上生成物体的像, 目前作为一种新型成像技术受到了广泛的关注 [19–34].

最早的关联成像实验由 Pittman 等 [1] 根据 Klyshko [2] 提出的基于纠缠光子对的方案实现, 后来实验和理论证明纠缠光源并不是关联成像的必备条件, 经典热光源也能实现关联成像 [3–7]. 于是, 基于热光源的强度关联成像催生了许多新的研究 [8–34], 并逐渐从理论向实验及实用化转化. 其中, 文献 [8] 考虑了热光关联成像信噪比的影响因素, 文献 [9, 10] 研究了热光关联成像的应用及噪声对关联成像的影响, 文献 [11–14] 对热光关联成像的成像原理和成像装置进行了改进, 文献 [15,

16] 则用真实热光场实现了无透镜关联成像. 除此之外, 文献 [17] 研究了光的不同偏振性质对关联成像的可见度和信噪比的影响, 文献 [18, 19] 考虑了大气湍流对关联成像系统的影响, 文献 [20–24] 研究了高阶关联成像和纯相位物体的关联成像, 文献 [25–30] 将信息论方法和关联成像研究相结合, 而文献 [31] 提出了一种提升关联成像可见度的新方法. 在实验方面, 文献 [32] 对散射介质中的二阶关联成像成功进行了实验研究, 文献 [33] 仅利用一个探测器成功实现了赝热光鬼成像实验. 特别是 2010 年 Ferri 等 [34] 对 GI 二阶关联算法进行了改进和实验验证, 提出了差分鬼成像方案 (differential ghost imaging, DGI), 这种方案可有效地提高成像的信噪比.

另一方面, 近年兴起并逐渐成熟的压缩感知理论 (compressive sensing, CS) 能够用远少于物体信息的 Nyquist 采样极限的采样点数来精确地恢

* 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)、南京市留学人员科技活动项目 (批准号: NJ210002)、南京邮电大学宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室开放研究课题 (批准号: ZD035001NYKL01)、固体微结构物理国家重点实验室开放课题 (批准号: M25020, M25022)、教育部高等学校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.

[†] 通讯作者. E-mail: zhaosm@njupt.edu.cn

复出原始物体图像^[35-38], 现已被广泛地应用于经典成像系统, 例如, 核磁共振成像^[39]、天体成像^[40]、太赫兹成像^[41]、和单像素相机^[42]. 而且, Katz等^[43]也将CS引入基于热光源的关联成像系统. 综合考虑关联成像方案和压缩感知技术的特点, 本文将CS理论与DGI相结合, 通过CS有效降低采样次数. 这样新方案不仅减少关联成像的采样次数, 而且能够进一步提高成像信噪比, 获得高质量的成像. 由于新方案基于DGI关联成像方案, 它克服了背景噪声的干扰, 保留了物体信息的相对值, 使得新型成像方案不仅可应用于简单的二进制物体(如双缝), 而且可适用于低对比度物体(如Lena图像). 与文献[43]压缩关联成像方案不同, 本方案采用了差分运算, 使目标传递函数精度增加, 可以在提升成像的信噪比同时, 减少关联成像所需要的时间和测量次数, 并且在非稀疏域仍可实现成像.

2 基于热光源的差分压缩关联成像的基本原理

图1是差分压缩关联成像方案实现示意图. 其中, 虚线部分为传统GI关联成像. 热光源发出的光被50:50分束器平均分成独立的2束: A和B分别称为物臂和参考臂. 其中, A路在距光源 Z_1 处放置一物体, 其透射函数为 $T(x,y)$, 光透过物体后, 被放置于物体后的桶探测器D接收, 第 j 次的探测值记为 D_j , M 次测量后的平均值记为 $\langle D_j \rangle$; B路在距光源 $Z_2 = Z_1$ 处放置一空间点探测器或电荷耦合器件(charge-coupled device, CCD), 用于探测参考光空间强度分布 $I(x,y)$, 其第 j 次的测量值记为 $I_j(x,y)$, 将此离散化的光强度点阵值求和, 得 E_j , M 次测量后的平均值记为 $\langle E_j \rangle$. A, B两路经过差分运算后所得的 D'_j 与 $I(x,y)$ 作为输入, 用CS算法进行恢复, 可得到目标成像物体的像.

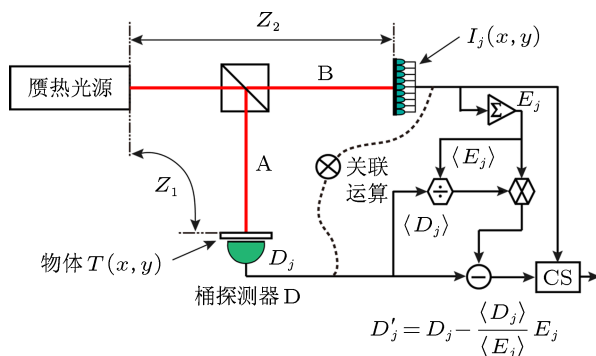


图1 差分压缩关联成像系统实现示意图

根据关联光学理论^[44], 对物体进行 M 次采样后, 得 M 个 D_j 和 $I_j(x,y)$. 桶探测器D的每一个探测值 D_j 均与物体透射函数 $T(x,y)$ 有关, 即

$$D_j = \int T(x,y)I_j(x,y)dx dy \quad (j = 1, \dots, M), \quad (1)$$

将其与参考臂 $I_j(x,y)$ 进行关联运算(如图1中虚线所示), 得到用以恢复物体图像的二阶强度关联函数为

$$G_{GI}(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (D_j - \langle D \rangle) I_j(x,y) = \langle D_j I_j(x,y) \rangle - \langle D \rangle \langle I_j(x,y) \rangle, \quad (2)$$

其中运算符 $\langle \cdot \rangle$ 代表求算数平均值.

这样对A路透射光只进行桶测量, 而对B路参考光进行空间强度分布测量, 无论单独测量哪一路, 均不能得到物体的空间信息. 对二者进行关联测量运算, 则能得到物体清晰的像, 这也是GI成像与传统成像的区别所在. 然而, 当物像自身分辨率较小时, 由于存在背景光的干扰, GI的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)也较小. 采用DGI方法, 在桶探测后用差分值代替原值, 减去环境的平均强度涨落, 可以增大SNR. 文献[34]同时给出了DGI对GI成像的SNR之比为

$$\frac{(\text{SNR})_{\text{DGI}}}{(\text{SNR})_{\text{GI}}} = 1 + \frac{(\overline{T})^2}{\delta T^2}, \quad (3)$$

其中, T 为物体透射函数, \overline{T} 是其平均透射率, $\delta T^2 = \overline{T^2} - (\overline{T})^2$ 是其方差.

由于差分运算能够有效抑制背景噪声, 提取物体信息相对波动值, 因此从(3)式可以得出, 对于强透射型物体($\delta T^2 \ll (\overline{T})^2$)的成像, 差分关联鬼成像SNR比传统关联成像有较大程度的提高($\gg 1$); 而对强吸收型物体($(\overline{T})^2 \ll \delta T^2 \ll 1$)的成像, SNR虽仍有所提高(> 1), 但提高不明显.

然而, 总的来说, 无论是GI还是DGI, 要保证得到的图像有较高的SNR, 所需进行测量次数 $M \gg N$ (N 为目标物体的奈奎斯特采样极限), 从而造成关联成像系统的成像速度十分缓慢, 对系统硬件和数据存储空间的要求甚为苛刻, 极大地限制了热光关联成像的实际应用.

从文献[35-38]等压缩感知理论的分析可以得出, 由于强度关联成像中的参考光场是满足随机噪声矩阵的复值高斯分布, 所以强度关联成像的信息获取机理与压缩感知图像信息获取方式在本质上是相通的. 只要图像在某一变换域, 如二维离散余弦变换(2-dimensional-discrete cosine transform,

2D-DCT) 或小波变换 (wavelet transform, WT) 具有稀疏性, 则通过空间强度随机涨落的高斯光场测量, 就可以在该域内用 CS 算法恢复.

对于图 1 所示的 CDGI 系统, 第 j 次测量时参考臂在像素点 (x_a, y_b) 的光强度分布函数为 $I_j(x_a, y_b), j = 1, \dots, M; a, b = 1, \dots, n$, 其矩阵形式为

$$I_j = \begin{bmatrix} I_{11}^j & \dots & I_{1n}^j \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{n1}^j & \dots & I_{nn}^j \end{bmatrix}, \quad (4)$$

矩阵大小为 $n \times n$, 其中每一个值 $I_{ab}^j (a, b = 1, \dots, n)$ 就是 CCD 测量平面上的某像素点处的光强度. 将其按行展开成一维行向量, 即

$$I_j = [I_{11}^j, I_{12}^j, \dots, I_{1n}^j, I_{21}^j, I_{22}^j, \dots, I_{n, n-1}^j, I_{nn}^j]. \quad (5)$$

用测量光对目标物体进行 M 次采样后, 将 CCD 记录的 M 个 $n \times n$ 的一维行向量 I_j 按列存储为 M 维列向量, 作为 CS 算法的测量矩阵:

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ \vdots \\ I_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{11}^1 & \dots & I_{1n}^1 & \dots & I_{nn}^1 \\ I_{11}^2 & \vdots & \ddots & \vdots & I_{nn}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ I_{11}^M & \dots & I_{1n}^M & \dots & I_{nn}^M \end{bmatrix}, \quad (6)$$

于是, 测量矩阵的大小为 $M \times n^2$, 其一行代表一次测量中 CCD 探测器获取的所有像素点光强度值; 一列代表 CCD 探测平面的某一个像素点在 M 次测量中的 M 个测量光强度值.

物臂中, 目标物体变成差分分时, 桶探测器探测值 D'_j 为

$$D'_j = \sum \delta T(x, y) I_j(x, y), \quad (7)$$

其中, $\delta T(x, y) = T(x, y) - \bar{T}$.

而 $\bar{T} = \frac{\sum \langle I(x, y) \rangle T(x, y)}{\sum \langle I(x, y) \rangle}$, 于是 \bar{T} 由图 1 可表示为

$$\bar{T} = \frac{\langle D_j \rangle}{\langle E_j \rangle}, \quad (8)$$

其中 E_j 是参考臂 $I_j(x, y)$ 分布平面各点强度值之和, 即

$$E_j = \sum I_j(x, y), \quad (9)$$

于是 D'_j 可表示为

$$D'_j = D_j - \frac{\langle D_j \rangle}{\langle E_j \rangle} E_j. \quad (10)$$

由此可见, 当关联成像时物体透射函数由 $T(x, y)$ 通过差分方法替换成 $\delta T(x, y)$ 时, 由桶探测器获得的测量值由 D_j 转换为 D'_j . 为了利用压缩感知重建技术, 可将 M 次采样后的 D'_j 作为 CS 算法中的测量向量.

在某一稀疏变换域, 由测量向量来恢复目标图像的方法, 一般地, 是求解最小 1-范数下的最优化问题. 于是 CDGI 可以由 (11) 式在满足

$$D'_j = D_j - \frac{\langle D_j \rangle}{\langle E_j \rangle} E_j,$$

$$D_j = \int T(x, y) I_j(x, y) dx dy$$

的条件下求得:

$$G_{CS} = T(x, y) : \operatorname{argmin} \|\Psi T(x, y)\|_{l_1}, \quad (11)$$

其中 $\|\cdot\|_{l_1}$ 代表 1-范数.

理论研究表明, 大部分自然图像在某些变换下具有稀疏性, 且热光强度分布与稀疏变换之间满足 RIP 准则 [38]. 因此在实际应用中, 可以用 CDGI 的方法快速、高质量地实现鬼成像. 为了更客观准确地说明 CDGI 算法的性能, 引入图像信息处理中的均方误差参数 (mean square error, MSE), 对恢复图像与目标物像的偏离程度进行对比. MSE 定义如下:

$$MSE = \frac{\sum_{0 \leq i < M} \sum_{0 \leq j < N} (x_{i,j} - x'_{i,j})^2}{M \times N}, \quad (12)$$

其中, $x_{i,j}$ 和 $x'_{i,j}$ 分别代表原始图像数据和恢复后的图像数据, 图像大小为 $M \times N$.

3 数值仿真结果

为了验证差分压缩关联成像方案, 现通过数值仿真方法进行分析. 本数值仿真使用的赝热光源为波长 $\lambda = 633 \text{ nm}$ 的高斯光在菲涅尔 - 惠更斯衍射下得到, 采用的 CS 算法为正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法 [45], 图像变换算法为 2D-DCT, 所成像的目标物体尺寸均为 128×128 像素.

首先, 对于 GI 和 DGI 做了如下数值仿真, 对比了不同透射物体分别在 GI 和 DGI 下的成像, 如图 2 所示. 其中图 2(a) 为目标物体图像, 图 2(b) 为 GI 仿真图, 图 2(c) 为 DGI 仿真图, 且 GI 和 DGI 的采样次数均为 30000 次.

图 2(a) 中只有两个黑色小圆点处吸收入射光, 其平均透射函数值较大, 通过计算可以得出其

$\overline{\delta T^2} \ll (\bar{T})^2$, 所以它是强透射型物体. 从实验效果图 2(b) 上可看出, 对于 GI, 物体分布信息几乎被背景噪声淹没, 难以分辨; 而图 2(c) 中, DGI 则可以较容易地分辨物体信息分布. 利用 (3) 式可计算出 DGI 与 GI 的 SNR 之比为 $(\text{SNR})_{\text{DGI}}/(\text{SNR})_{\text{GI}} = 70$.

图 3 考虑这两种成像方案对普通多灰度 Lena 图像的效果. 其中, 图 3(a) 为 8 灰度原始 Lena 图, 其平均透射率较图 2(a) 有所降低, 由 GI 和 DGI 两种方案的成像结果如图 3(b), (c) 所示. 由 (3) 式可计算出此时两种方案的 SNR 之比为 $(\text{SNR})_{\text{DGI}}/(\text{SNR})_{\text{GI}} = 4.28$. 由此可见, 在相同的采样次数下, 同一次测量的 DGI 比 GI 恢复图更清晰, 尤其是强透射型物体, 同时计算出的 SNR 之比 ($70 > 4.28 > 1$) 也验证了 DGI 比 GI 能更好地抑制鬼成像过程中的噪声, 提高了成像质量.

下面, 我们根据第二节的原理, 给出 CDGI 成像方案和 DGI 成像方案的性能比较.

为了将 CDGI 方案与 DGI 进行性能比较, 首先选取 128×128 像素的二灰度“双缝”图和“NUPT”图作为目标物体, 分别通过 DGI 和 CDGI 获得的成像结果如图 4 所示. 其中图 4(a) 为“双缝”

目标物体, 图 4(d) 为“NUPT”目标物体; 图 4(b), (e) 为 DGI 成像恢复图, 图 4(c), (f) 为 CDGI 成像恢复图.

同样, DGI 方案采样次数为 30000 次 (350 次测量结果获取不了目标物体信息), CDGI 方案采样次数为 350 次. 图 4 结果表明即使采样次数远远小于 DGI 方案, CDGI 方案的图像恢复质量也要明显好于 DGI 方案.

为了验证 CDGI 方案对于多灰度目标物体同样有效, 再一次选取 8 灰度 Lena 图和 Boats 图为目标物体, CDGI 方案的采样次数同样设置为 350 次, DGI 方案采样次数也设置为 30000 次. 两种成像方案的结果如图 5 中所示. 其中图 5(a), (d) 为目标物体图像, 图 5(b), (e) 为 DGI 成像恢复图, 图 5(c), (f) 为 CDGI 成像恢复图. 数值仿真结果进一步验证了对于多灰度目标物体, CDGI 方案的性能要好于 DGI 方案.

最后, 将 CDGI 与压缩鬼成像 (CGI) 方案比较, 二者采样次数都为 350 次, 在不进行 DCT 稀疏变换情况下, 恢复效果如图 6 所示.

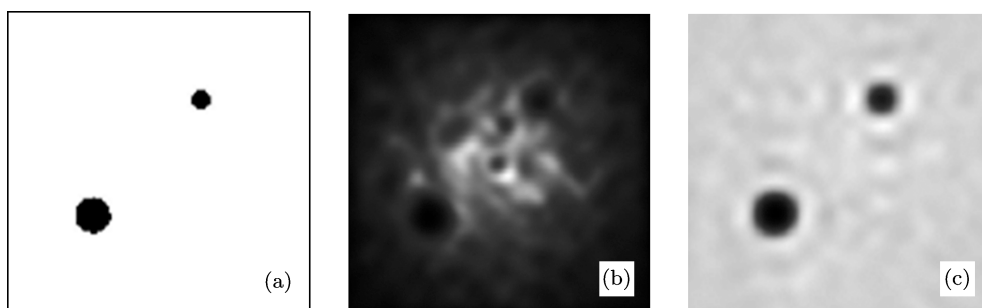


图 2 强透射物体的 GI 和 DGI 对比图 (a) 目标物体图像; (b) GI 仿真图; (c) DGI 仿真图

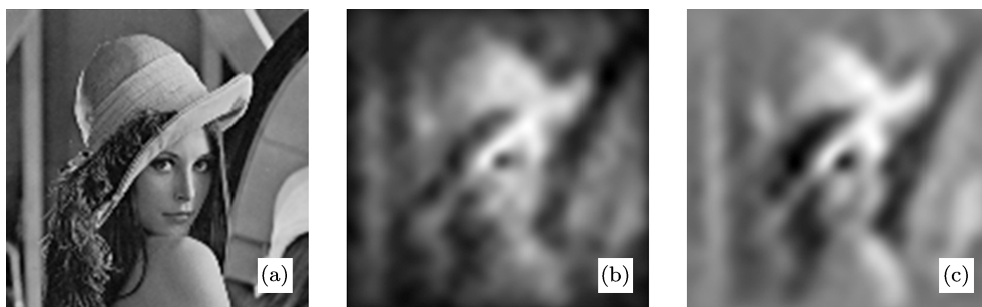


图 3 Lena 图的 GI 和 DGI 对比 (a) 原始 Lena 图; (b) GI 成像结果; (c) DGI 成像结果

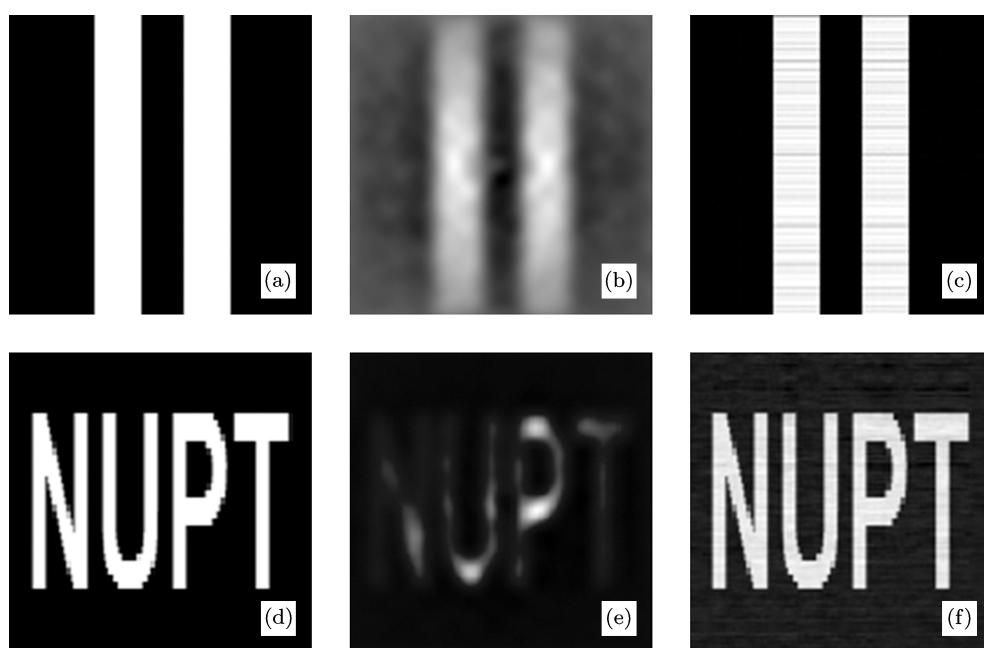


图4 二灰度图的 DGI 和 CDGI 仿真图

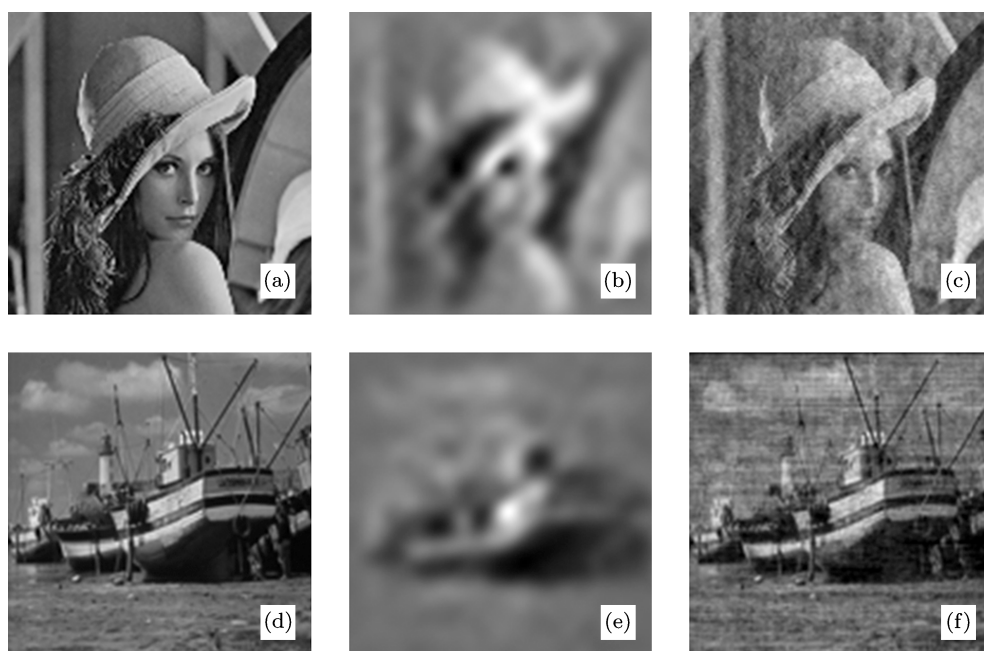


图5 多灰度图的 DGI 与 CDGI 仿真图

图 6(a), (d) 为目标物体图像, 图 6(b), (e) 为 CGI 成像恢复图, 图 6(c), (f) 为 CDGI 成像恢复图. 从图 6 中观察可见, CGI 成像恢复无法分辨目标物体, 而 CDGI 成像恢复可较容易分辨. 在采样次数相同的情形下, CDGI 在非稀疏域成像效果优于同等情况下的 CGI 成像方案.

为了客观地对成像恢复图像进行比较, 分别计算并对比 DGI 和 CDGI 两种成像方案的均方误差 MSE. 由于 CDGI 方案中光源强度具有随机性, 计算中对每种目标物体分别进行 10 次成像过程, 利用 (12) 式计算出 DGI 和 CDGI 算法的平均 MSE, 结果如表 1 所示.

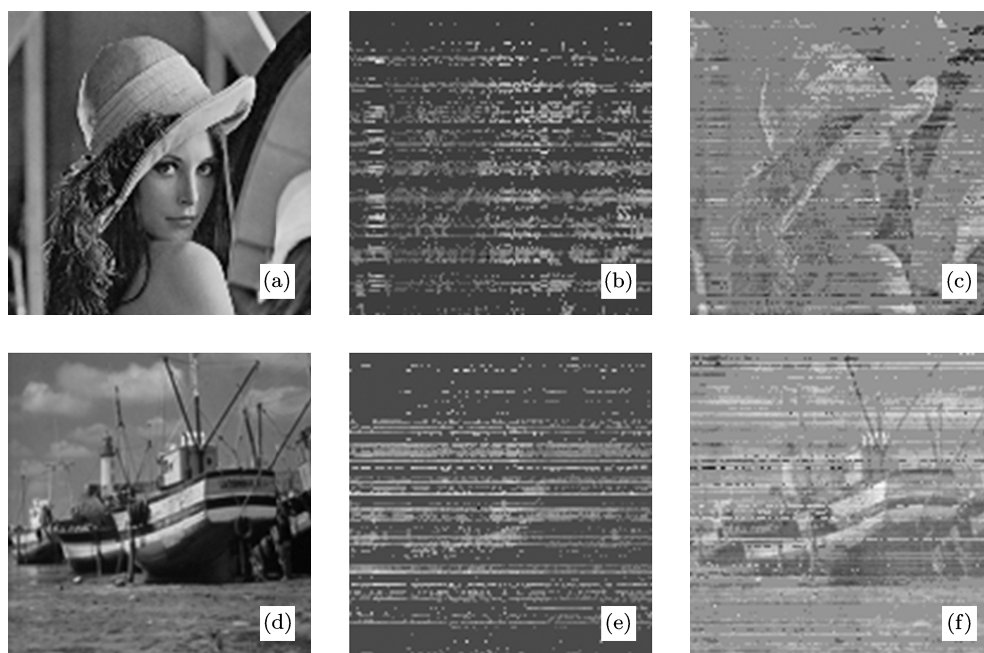


图6 多灰度图的 CGI 与 CDGI 仿真图比较

表1 平均 MSE 数据计算结果

	双缝图	NUPT 图	Lena 图	Boats 图
DGI	0.089	0.083	0.027	0.014
CDGI	0.002	0.005	0.002	0.004
降低百分比/%	97.7	93.9	92.5	71.4

从表 1 中可以得出,无论是二灰度图还是多灰度图,CDGI 算法的图像恢复误差均小于 DGI 算法,成像质量均有不同程度的提高.同时,成像所需的采样数也大大降低,从 30000 次降低到 350 次,这大大缩减了关联成像的成像时间,提高了成像效率.使用相同采样次数,计算未采用稀疏变换情形下 CDGI 算法和 CGI 算法的平均 MSE,对于双缝图、Lena 图以及 Boats 图,由 CDGI 算法得到的 MSE 分别是 1.654, 0.192 和 0.164,比 CGI 的 MSE 分别有 50.4%, 72.9% 和 66.8% 的降低,说明 CDGI 方案在不进行稀疏基变换下获得好于 CGI 方案的性能.因此,CDGI 方案综合了 DGI 和 CGI 的性能,使得关联成像技术可真正应用于遥感及各种成像应用.

4 结论

本文在传统关联成像和差分关联成像方案基础上,结合压缩感知原理,提出了基于压缩感知的差分关联成像方案.通过数值仿真实验,验证了新关联成像方案的有效性.通过均方误差比较,获得在差分关联成像方案中加入压缩感知能很好地抑制成像过程中的噪声,在成像效率和质量上均比差分关联成像有极大的提高,在不进行稀疏基变换下获得了好于 CGI 方案的性能.数值仿真数据表明:对于二灰度“双缝”和“NUPT”目标物体,350 次测量的差分压缩关联成像方案比 30000 次采样差分关联成像方案获得的成像平均 MSE 分别降低了 97.7% 和 93.9%;对于多灰度 Lena 图和 Boats 图目标物体,平均 MSE 分别降低了 92.5% 和 71.4%;与 CGI 方案相比, MSE 值对于二灰度“双缝”和多灰度 Lena 图、Boats 图目标物体分别有 50.4%, 72.9% 和 66.8% 的降低.差分压缩关联成像方案极大地提高了关联成像的质量,同时有效地降低关联成像的时间,这将有助于加快关联成像技术在军事、天文观测、医学等领域的实际应用.

- [1] Pittman T B, Shih Y H, Strekalov D V, Sergienko A V 1995 *Phys. Rev. A* **52** R3429
- [2] Klyshko D N 1988 *Sov. Phys. JETP* **67** 1131
- [3] Gatti A, Brambilla E, Bache M, Lugiato L A 2004 *Phys. Rev. Lett.* **93** 093602
- [4] Ferri F, Magatti D, Gatti A, Bache M, Brambilla E, Lugiato L A 2005 *Phys. Rev. Lett.* **94** 183602
- [5] Gatti A, Bache M, Magatti D, Brambilla E, Ferri F, Lugiato L A 2006 *J. Mod. Opt.* **53** 739
- [6] Gatti A, Bondani M, Lugiato L A, Paris M G A, Fabre C 2007 *Phys. Rev. Lett.* **98** 039301
- [7] Shih Y H 2007 *IEEE Sel. Top. Quan. Elec.* **13** 1016
- [8] Zhang E F, Dai H Y, Chen P X 2011 *Chin. Phys. B* **20** 024201
- [9] Tian N, Guo Q C, Wang A L, Xu D L, Fu L 2011 *Opt. Lett.* **36** 3302
- [10] Bai Y F, Yang W X, Yu X Q 2012 *Chin. Phys. B* **21** 044206
- [11] Cheng J, Han S S 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 093903
- [12] Cheng J, Han S S, Yan Y J 2006 *Chin. Phys.* **15** 2002
- [13] Zhang M H, Wei Q, Shen X, Liu Y F, Liu H L, Cheng J, Han S S 2007 *Phys. Rev. A* **75** 021803
- [14] Shen X, Bai Y F, Qin T, Han S S 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 3968
- [15] Karmakar S, Zhai Y H, Chen H, Shih Y H 2011 *Quantum Electronics and Laser Science Conference* Baltimore, USA May 1–6, 2011 p1
- [16] Chen X H, Liu Q, Luo K H, Wu L A 2009 *Opt. Lett.* **34** 695
- [17] Zhang E F, Dai H Y 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 064209 (in Chinese) [张二峰, 戴宏毅 2011 物理学报 **60** 064209]
- [18] Zhang P L, Gong W L, Shen X, Han S S 2010 *Phys. Rev. A* **82** 033817
- [19] Meyers R E, Deacon K S, Shih Y H 2011 *Appl. Phys. Lett.* **98** 111115
- [20] Liu Q, Luo K H, Chen X H, Wu L A 2010 *Chin. Phys. B* **19** 094211
- [21] Brida G, Degiovanni I P, Fornaro G A, Genovese M, Meda A 2011 *Int. J. Quant. Inf.* **9** 341
- [22] Li H G, Zhang Y T, Cao D Z, Xiong J, Wang K G 2008 *Chin. Phys. B* **17** 4510
- [23] Xiong J, Li H G, Sun X J, Lin L F, Wang K G 2006 *Chin. Phys.* **15** 2942
- [24] Zhang Y T, He C J, Li H G, Wang K G 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 2481
- [25] Lu M H, Shen X, Han S S 2011 *Acta Opt. Sin.* **31** 0711002 (in Chinese) [陆明海, 沈夏, 韩申生 2011 光学学报 **31** 0711002]
- [26] Shechtman Y, Gazit S, Szameit A, Eldar Y C, Segev M 2010 *Opt. Lett.* **35** 1148
- [27] Du J, Gong W L, Han S S 2012 *Opt. Lett.* **37** 1067
- [28] Gong W L, Han S S 2012 *Phys. Lett. A* **376** 1519
- [29] Wang H, Han S S 2012 *Euro. Phys. Lett.* **98** 24003
- [30] Liu J Y, Zhu J B, Lu C, Huang S S 2010 *Opt. Lett.* **35** 1206
- [31] Gong W L, Han S S 2010 *Phys. Lett. A* **374** 1005
- [32] Gong W L, Han S S 2011 *Opt. Lett.* **36** 394
- [33] Bromberg Y, Katz O, Silberberg Y 2009 *Phys. Rev. A* **79** 053840
- [34] Ferri F, Magatti D, Lugiato L A, Gatti A 2010 *Phys. Rev. Lett.* **104** 253603
- [35] Donoho D L 2006 *IEEE Trans. Inform. Theory* **52** 1289
- [36] Baraniuk R G 2007 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **24** 118
- [37] Candès E J, Wakin M B 2008 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **25** 21
- [38] Candès E J 2008 *Comptes. Rendus Math.* **346** 589
- [39] Lustig M, Donoho D, Pauly J M 2007 *Magn. Reson. Med.* **58** 1182
- [40] Bobin J, Starck J L, Ottensamer R 2008 *IEEE Sel. Top. Sig. Proc.* **2** 718
- [41] Chan W L, Charan K, Takhar D, Kelly K F, Baraniuk R G, Mittleman D M 2008 *Appl. Phys. Lett.* **93** 121105
- [42] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, Laske J N, Sun T, Kelly K F, Baraniuk R G 2008 *IEEE Sig. Proc. Mag.* **25** 83
- [43] Katz O, Bromberg Y, Silberberg Y 2009 *Appl. Phys. Lett.* **95** 131110
- [44] Glouber R J 1963 *Phys. Rev.* **130** 2529
- [45] Tropp J A, Gilbert A C 2007 *IEEE Trans. Inform. Theory* **53** 4655

Differential compressive correlated imaging*

Bai Xu Li Yong-Qiang Zhao Sheng-Mei[†]

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

(Received 4 June 2012; revised manuscript received 4 October 2012)

Abstract

Correlated imaging offers great potentiality, with respect to standard imaging, to obtain the imaging of objects located in optically harsh or noisy environment. It can solve the problems which are difficult to solve by conventional imaging techniques. Recently, it has become one of the hot topics in quantum optics. In this paper, we propose a new scheme of correlated imaging with differential correlated imaging based on compressive sensing, named differential compressive correlated imaging. The new scheme takes advantage of the high signal-to-noise ratio of the differential correlated imaging and low-imaging sampling frequency of the compressed sensing technique. In the scheme, we utilize the intensity of the thermal light, which is in line with the Gaussian distribution, as the measurement matrix of compressive sensing. We extract the differential object information as the image object information which could be recovered via orthogonal matching pursuit algorithm with high quality. By numerical simulations, we verify the proposed scheme. Here, we select the two gray-scale images, such as “double-slit” and “NUPT”, as well as the two multi-grayscale images (Lena and Boats) as the object. We take sampling 350 times in differential compressive correlated imaging for measurement. The numerical simulation results show that for the above image objects, the average mean-square error (MSE) over 10 times for the differential compressive correlated imaging scheme is reduced by 97.7%, 93.9%, 92.5% and 71.4% respectively with respect to that of the differential correlated imaging scheme. Moreover, compared with the compressive ghost imaging, the MSE value of the same “double-slit” in CDGI, as well as Lena and Boats under the same conditions, is reduced by 50.4%, 72.9% and 66.8% separately, which indicates that the compressive differential correlated imaging scheme can greatly improve the signal-to-noise ratio of the imaging, and significantly reduce the imaging time.

Keywords: correlated imaging, differential, compressive sensing, mean square error

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

DOI: 10.7498/aps.62.044209

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271238), the Natural Science Foundation of the Higher Education Institutions of Jiangsu Province, China (Grant No. 11KJA510002), the Foundation for Nanjing Overseas Chinese Scholar, China (Grant No. NJ210002), the Open Fund of the Key Laboratory for Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology of Education Ministry of China, Nanjing University of Posts and Telecommunications (Grant No. ZD035001NYKL01), the Open Research Fund of National Laboratory of Solid State Microstructures, China (Grant Nos. M25020, M25022), 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.

[†] Corresponding author. E-mail: zhaosm@njupt.edu.cn